

**VIVIANE PALODETO**

**SISTEMA COMPUTACIONAL PARA  
O PROCESSAMENTO, A ANÁLISE E A  
CLASSIFICAÇÃO  
DO SINAL ELETROCARDIOGRÁFICO  
DE NEONATOS E ADULTOS**

**FLORIANÓPOLIS**

**2006**

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA**

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

**SISTEMA COMPUTACIONAL PARA  
O PROCESSAMENTO, A ANÁLISE E A CLASSIFICAÇÃO  
DO SINAL ELETROCARDIOGRÁFICO  
DE NEONATOS E ADULTOS**

Dissertação submetida à  
Universidade Federal de Santa Catarina  
como parte dos requisitos para a  
obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

**VIVIANE PALODETO**

Florianópolis, março de 2006.

## **AGRADECIMENTOS**

Aos professores e funcionários do IEB-UFSC que ofereceram a oportunidade e as condições necessárias para o desenvolvimento deste trabalho.

Ao professor Jefferson Luiz Brum Marques por ter compartilhado seu conhecimento e por ter sido mais que um orientador, um conselheiro.

Ao Dr. Tito Lívio Baião Filho que se dispôs, com grande simpatia, marcar as arritmias encontradas nos ECG registrados em neonatos no Hospital Infantil Joana de Gusmão.

Aos amigos de Arapongas e Curitiba que mesmo à distância me incentivaram. E aos “novos” amigos de Florianópolis que contribuíram nos momentos de trabalho e nos momentos de lazer.

À minha família pelo amor e apoio. Em especial, aos meus pais que sempre me deixaram livre para seguir os caminhos que eu escolhi e permaneceram do meu lado mesmo quando estes caminhos me levaram para longe.

Ao Iuri, companheiro de todos os momentos.

A CAPES pelo apoio financeiro.

A Deus que torna tudo possível.

## **PUBLICAÇÕES**

PALODETO, V.; MARQUES, J. L. B. ECG noise suppression using morphological operators and alpha-trimmed mean filtering. In: *Proceedings of IFMBE (International Federation for Medical and Biological Engineering)*, Prague - Czech Republic, v. 2005, n. 11, p. 1-5, 2005.

Resumo da Dissertação apresentada à UFSC como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

# **SISTEMA COMPUTACIONAL PARA O PROCESSAMENTO, A ANÁLISE E A CLASSIFICAÇÃO DO SINAL ELETROCARDIOGRÁFICO DE NEONATOS E ADULTOS**

**Viviane Palodeto**

03/2006

Orientador: Jefferson Luiz Brum Marques, PhD.

Área de Concentração: Engenharia Biomédica

Palavras-Chave: Eletrocardiograma, Diagnóstico, Neonatos, Adultos.

Número de Páginas: 107

O eletrocardiograma (ECG) é uma ferramenta utilizada para o diagnóstico de cardiopatias e outras doenças. Sua análise pode ser realizada automaticamente por sistemas computacionais. No entanto, algoritmos desenvolvidos para análise do ECG de pacientes adultos não podem ser aplicados em neonatos, devido às diferenças entre os padrões do ECG de um adulto e de um neonato. Este trabalho tem como objetivo apresentar técnicas, agrupadas em um sistema computacional (NeoCard), que possibilitem o processamento, a análise e a classificação do eletrocardiograma tanto de neonatos quanto adultos. Este sistema é dividido em três etapas. Na primeira, são removidos os principais ruídos que acometem o ECG. Em seguida, são detectados os intervalos, os segmentos e as ondas do sinal. Com base nas informações extraídas durante a detecção, o ECG é analisado e classificado segundo as arritmias de maior frequência. Na etapa de pré-processamento, a eliminação da linha de base e ruído impulsivo é realizada por métodos não lineares de filtragem. Para a detecção das ondas, as *wavelets* são empregadas. Por fim, a análise utiliza um conjunto de regras para indicação de um diagnóstico, enquanto os batimentos são classificados por uma rede neural entre três categorias (batimento normal ou duas classes de arritmias). O desempenho alcançado com a detecção das ondas R atingiu uma sensibilidade de 99,94%. A classificação dos batimentos cardíacos alcançou os valores de 92,55% para sensibilidade e 99,71% para especificidade. Os resultados obtidos mostram a capacidade do sistema desenvolvido em processar, analisar e classificar o ECG de pacientes adultos e neonatos.

Abstract of Dissertation presented to UFSC as a partial fulfilment of the requirements for the degree of Master in Electrical Engineering.

# **COMPUTATIONAL SYSTEM FOR PROCESSING, ANALYSIS AND CLASSIFICATION OF NEONATAL AND ADULT ELECTROCARDIOGRAPHY SIGNAL**

**Viviane Palodeto**

03/2006

Supervisor: Jefferson Luiz Brum Marques, PhD.

Area: Biomedical Engineering

Keywords: Electrocardiogram, Diagnosis, Neonate, Adult.

Number of Pages: 107

The electrocardiogram (ECG) is widely used to diagnosis of cardiopathies and other diseases. The analysis of the ECG can be automatically carried out by software. However, algorithms developed for analysis of the ECG of adult patients cannot be applied to neonates, due to the differences among the standards of the ECG of an adult patient and a neonate patient. This work aims to present a computational system (NeoCard) to process, analyze and classify electrocardiogram of adults as neonatal. This system is divided in three stages. First, the baseline drift and the impulsive noise are removed from the ECG signal. After that, the ECG waves are detected and, consequently, the segments and the intervals. The information extracted during the detection is used to analyze and to classify the ECG according to arrhythmias of higher incidence. The noise removal is performed by morphological filters and adaptive alpha-trimmed mean filters. The detection of ECG waves is carried out by wavelet transform. Finally, the analysis is performed by a set of rules that indicates a diagnosis, while the heart beats are classified by a neural net into three categories (normal, premature ventricular contraction and bundle branch block). The performance achieved to detection of R waves sensitivity of 99.94%. The classification of the heart beats reached sensitivity of 92.55% and specificity of 99.71%. The results show that methodology is suitable to process, analyze and to classify the ECG of adults and neonates patients.

# Sumário

LISTA DE FIGURAS . . . . .	x
LISTA DE TABELAS . . . . .	xiv
LISTA DE ABREVIATURAS . . . . .	xv
<b>1 Introdução</b>	<b>1</b>
1.1 Objetivos . . . . .	2
1.2 Justificativas . . . . .	3
1.3 Organização do Trabalho . . . . .	5
<b>2 Aspectos do Eletrocardiograma de Adultos e Neonatos</b>	<b>6</b>
<b>3 Ferramentas Utilizadas no Trabalho</b>	<b>9</b>
3.1 Pré-Processamento Não-Linear de Sinais . . . . .	9
3.1.1 Operadores Morfológicos . . . . .	10
3.1.2 Filtros Alfa- <i>Trimmed</i> . . . . .	16
3.2 <i>Wavelets</i> . . . . .	17
3.2.1 A Transformada <i>Wavelet</i> . . . . .	19

3.2.2	A Transformada <i>Wavelet</i> Discreta . . . . .	22
3.2.3	Aplicações em Eletrocardiografia . . . . .	22
3.3	Redes Neurais Artificiais . . . . .	23
3.3.1	Modelo Geral de um Neurônio . . . . .	25
3.3.2	Redes Perceptron . . . . .	27
3.3.3	Redes Multi-Camadas Diretas . . . . .	28
3.3.4	Algoritmo de Aprendizado . . . . .	30
<b>4</b>	<b>Implementação do Sistema</b>	<b>34</b>
4.1	Aquisição dos Dados . . . . .	36
4.2	Pré-Processamento . . . . .	37
4.3	Deteccção de Características do ECG . . . . .	41
4.3.1	Deteccção do Complexo QRS . . . . .	44
4.3.2	Deteccção da Onda T . . . . .	46
4.3.3	Deteccção da Onda P . . . . .	48
4.4	Análise e Classificação do ECG . . . . .	50
4.4.1	Análise do Sinal Eletrocardiográfico . . . . .	51
4.4.2	Classificação dos Batimentos Cardíacos . . . . .	53
<b>5</b>	<b>Resultados</b>	<b>57</b>
5.1	Pré-Processamento . . . . .	57
5.1.1	Pré-Processamento do ECG Registrado . . . . .	58



5.1.2	Remoção de Ruídos em um ECG Simulado . . . . .	59
5.1.3	Análise no Domínio da Frequência do Filtro Desenvolvido . . . . .	63
5.2	Detecção de Características do ECG . . . . .	64
5.2.1	Detecção do Complexo QRS . . . . .	64
5.2.2	Detecção da Onda T . . . . .	68
5.2.3	Detecção da Onda P . . . . .	70
5.2.4	A Transformada <i>Wavelet</i> e Informações sobre a Morfologia das Ondas do ECG . . . . .	72
5.3	Análise e Classificação do ECG . . . . .	73
5.4	Interface do NeoCard . . . . .	79
<b>6</b>	<b>Discussões</b>	<b>85</b>
6.1	Pré-Processamento do ECG . . . . .	86
6.2	Detecção das Características do ECG . . . . .	87
6.3	Análise e Classificação do ECG . . . . .	89
<b>7</b>	<b>Conclusões</b>	<b>93</b>
7.1	Trabalhos Futuros . . . . .	95
<b>A</b>	<b>Indicadores de Desempenho do Sistema</b>	<b>97</b>
	<b>Referências Bibliográficas</b>	<b>100</b>

# Lista de Figuras

3.1	Aplicação, em uma imagem, dos operadores de erosão e dilatação . . . . .	11
3.2	Funções seno com valores diferentes de frequência e amplitude . . . . .	14
3.3	Composição do sinal $s$ a partir das funções ilustradas na Figura 3.2 . . . . .	14
3.4	Determinação dos picos, vales e componente de menor frequência de um sinal	15
3.5	Decomposição do sinal nas duas frequências que o compõe . . . . .	15
3.6	STFT no plano tempo-frequência . . . . .	19
3.7	Comparação entre a STFT e as Wavelets . . . . .	20
3.8	Derivada de primeira ordem da função gaussiana em diferentes escalas . . .	21
3.9	Modelo do generalizado de um neurônio artificial . . . . .	25
3.10	Exemplo da função tangente-hiperbólica para diversos valores de $k$ . . . . .	26
3.11	Exemplos de padrões linearmente e não-linearmente separáveis . . . . .	28
3.12	Representação de uma rede neural direta multi-camadas . . . . .	29
3.13	Rede neural multi-camada direta para exemplificação do algoritmo de treinamento de retropropagação . . . . .	31
4.1	Diagrama de blocos do sistema NeoCard . . . . .	35

4.2	Esquema de representação do algoritmo para remoção de ruídos do ECG através de filtros morfológicos . . . . .	38
4.3	Resultado da aplicação dos filtros morfológicos em um sinal de ECG simulado	39
4.4	Diagrama representando o algoritmo para remoção de ruídos do ECG através de filtros morfológicos e o filtro da média alfa- <i>trimmed</i> adaptativo . . . . .	40
4.5	Exemplo da aplicação da transformada <i>wavelet</i> em diversos tipos de ondas .	42
4.6	Diagrama de blocos do algoritmo para detecção das características do ECG	43
4.7	Exemplo da aplicação da transformada <i>wavelet</i> em um ECG simulado . . .	45
4.8	Fluxograma para a detecção do complexo QRS . . . . .	46
4.9	Exemplo da aplicação da TW para detecção da onda T em um ECG simulado	47
4.10	Fluxograma para a detecção do início, do final e do pico da onda T do ECG	47
4.11	Fluxograma do algoritmo para a detecção do início, do final e do pico da onda P do ECG . . . . .	49
4.12	Exemplo da aplicação da TW para detecção da onda P em um ECG simulado	49
4.13	Representação da RNA utilizada para a classificação dos batimentos cardíacos	55
5.1	Resultado da aplicação do método OMFAT para o pré-processamento do ECG de um indivíduo adulto . . . . .	58
5.2	Detalhe da Figura 5.1 . . . . .	59
5.3	Sinal de ECG simulado acometido por ruídos de diferentes níveis . . . . .	61
5.4	Remoção dos ruídos de linha de base e impulsivo de um ECG simulado através de diferentes métodos . . . . .	62
5.5	Análise no domínio da frequência do sinal simulado, do sinal acrescido de ruído (nível II) e as respostas dos métodos de pré-processamento . . . . .	63

5.6	Resultado da aplicação do algoritmo de detecção do pico da onda R e, do início e final do complexo QRS . . . . .	65
5.7	Demonstração da aplicação do algoritmo de detecção do complexo QRS em um ECG anormal . . . . .	66
5.8	Resultado da aplicação do algoritmo de detecção do complexo QRS em um ECG por artefatos de movimento e variações da linha de base . . . . .	67
5.9	Detalhe da Figura 5.8 . . . . .	68
5.10	Detecção da onda T (início, pico e final) utilizando o algoritmo implementado	69
5.11	Detecção das ondas P (início, pico e final) em um sinal de ECG . . . . .	70
5.12	Ampliação mostrando a região demarcada na Figura 5.11 . . . . .	71
5.13	Demonstração do emprego da TW na detecção do complexo QRS em um ECG	73
5.14	Classificação dos batimentos cardíacos do arquivo 111 do MIT-BIH . . . . .	75
5.15	Classificação dos batimentos cardíacos do arquivo 106 do MIT-BIH . . . . .	76
5.16	Classificação apresentada pela arquivo de anotações do arquivo 106 do MIT-BIH . . . . .	76
5.17	Classificação dos batimentos cardíacos do arquivo 114 do MIT-BIH . . . . .	77
5.18	Classificação dos batimentos cardíacos do ECG de um paciente neonato (arquivo 002ert) . . . . .	78
5.19	Detalhe da Figura 5.18 . . . . .	78
5.20	Diagrama de casos de uso UML do sistema NeoCard . . . . .	80
5.21	Tela inicial do sistema NeoCard . . . . .	80
5.22	Tela do NeoCard apresentando o sinal lido e o sinal pré-processado . . . . .	81

5.23	Tela do NeoCard com a detecção das ondas e informações sobre o sinal . .	82
5.24	Tela para alteração das configurações dos gráficos do sistema NeoCard . . .	83
5.25	Menu para a alteração do idioma do sistema NeoCard . . . . .	83
5.26	Principal classe do sistema NeoCard (ECG), juntamente com seus atributos e métodos . . . . .	84

# Lista de Tabelas

2.1	Valores considerados normais para um ECG neonatal e pós-neonatal . . . .	7
4.1	Frequência central e a banda de passagem (3dB) para cada escala da <i>wavelet</i> empregada . . . . .	43
5.1	Comparação do desempenho dos métodos de eliminação de ruídos do ECG	62
5.2	Desempenho do algoritmo de detecção das ondas R do ECG . . . . .	66
5.3	Análise da sensibilidade e valor preditivo positivo do algoritmo de detecção dos batimentos cardíacos . . . . .	67
5.4	Desempenho do algoritmo desenvolvido para a detecção da onda T . . . . .	69
5.5	Análise da sensibilidade e valor preditivo positivo do algoritmo implemen- tado para a de detecção do pico das ondas T . . . . .	70
5.6	Desempenho do algoritmo desenvolvido para a detecção da onda P . . . . .	72
5.7	Valores de sensibilidade e valor preditivo positivo alcançados pelo algoritmo implementado para a detecção do pico das ondas P . . . . .	72
5.8	Análise quantitativa do método desenvolvido para a classificação dos bati- mentos cardíacos do ECG . . . . .	79
5.9	Indicadores da acuidade do método de classificação dos batimentos cardí- cos do ECG . . . . .	79

# Lista de Abreviaturas

bpm	Batimentos por Minuto
AV	Atrioventricular
ESV	Extra-Sístole Ventricular
CWT	<i>Continuous Wavelet Transform</i> - Transformada <i>Wavelet</i> Contínua
DC	Débito Cardíaco
DII	Derivação II do Sinal Eletrocardiográfico
V <sub>1</sub>	Derivação Pré-Cordial V <sub>1</sub> do Sinal Eletrocardiográfico
DWT	<i>Discrete Wavelet Transform</i> - Transformada <i>Wavelet</i> Discreta
ECG	Eletrocardiograma
FC	Frequência Cardíaca
FIR	<i>Finite Impulse Response</i>
IA	Inteligência Artificial
IIR	<i>Infinite Impulse Response</i>
MLP	<i>Multi-Layer Perceptron</i>
MM	<i>Modulus Maxima</i>
RNA	Rede Neural Artificial
SA	Sinoatrial
SE	Sistema Especialista

SIDS .....	<i>Sudden Infant Death Syndrome</i> - Síndrome da Morte Súbita Infantil
STFT .....	<i>Short Term Fourier Transform</i> - Transformada de Fourier de Curto Termo
TF .....	Transformada de Fourier
TW .....	Transformada Wavelet
UML .....	<i>Unified Modeling Language</i>
UTI .....	Unidade de Terapia Intensiva



# Capítulo 1

## Introdução

O eletrocardiograma (ECG), registro dos fenômenos elétricos gerados durante a atividade cardíaca, é muito difundido como instrumento auxiliar no diagnóstico de cardiopatias e outras doenças (BRAUNWALD et al., 1997).

Entre os diagnósticos obtidos a partir da análise do ECG destacam-se:

- A detecção da presença e quantificação de arritmias cardíacas;
- A análise da carência ou a presença excessiva de algum íon no organismo, como por exemplo, o cálcio ( $\text{Ca}^{+2}$ ), através da análise da morfologia das ondas, intervalos e segmentos que compõem o sinal de ECG;
- O diagnóstico de doenças congênitas, como bloqueios do nódulo átrio-ventricular e defeitos nas válvulas cardíacas;
- A análise da condição de isquemia do miocárdio de um paciente, bem como a constatação da região afetada por um possível infarto.

No caso de recém-nascidos, estudos indicam a aplicação do ECG não apenas para os diagnósticos de cardiopatias, como arritmias e doenças cardíacas congênitas, mas também no diagnóstico de outras doenças. Entre as mais recentes pesquisas sobre a aplicação do ECG no diagnóstico, destacam-se:

1. O diagnóstico precoce da sepse, doença com alta incidência em UTI neonatais e com alta taxa de mortalidade. Através da análise das características do sinal de ECG registrado, utilizando para tal, métodos estatísticos e análise da variabilidade da frequência cardíaca, é possível diagnosticar a condição de sepse precocemente, antes de sua manifestação clínica (GRIFFIN; MOORMAN, 2001; GRIFFIN et al., 2003, 2004);
2. A Síndrome da Morte Súbita Infantil (SIDS - *Sudden Infant Death Syndrome*) cujo risco de ocorrência aumenta quando verificada uma longa duração do intervalo QT e alterações na variabilidade da frequência cardíaca (SADEH et al., 1987; SCHWARTZ et al., 1998; SKINNER, 2005);
3. A Síndrome de Brugada (BRUGADA; BRUGADA, 1992) que apresenta como característica o elevado potencial para o desenvolvimento de arritmias ventriculares graves, levando a casos de morte súbita dos pacientes, inclusive neonatos (PRIORI et al., 2004; SANATANI et al., 2005).

A partir dos breves exemplos citados acima, é perceptível que o diagnóstico de arritmias e outras anormalidades encontradas no ECG é de suma importância para a manutenção da saúde e até mesmo para a sobrevivência do paciente.

## 1.1 Objetivos

O objetivo principal deste trabalho é desenvolver um sistema computacional, denominado NeoCard<sup>1</sup>, capaz de processar, analisar e classificar o eletrocardiograma de pacientes adultos e neonatos.

Para cumprir o objetivo geral, é vislumbrado o atendimento dos seguintes objetivos específicos:

---

<sup>1</sup>Nome criado a partir da junção de partes das palavras que correspondem aos dois principais focos de estudo do trabalho: NEOnatos e CARDiologia

1. Realizar um estudo sobre as técnicas utilizadas para o processamento, análise e classificação do eletrocardiograma, verificando quais melhor se adequam ao propósito do trabalho;
2. Desenvolver uma metodologia que permita o processamento, a análise e a classificação do ECG tanto de neonatos quanto de adultos;
3. Implementar o referido sistema computacional de modo que se torne uma ferramenta de auxílio à monitoração, à análise e à classificação de alterações eletrocardiográficas em neonatos e adultos;
4. Testar os algoritmos desenvolvidos em uma base de dados de ECG de adultos e em registros coletados de pacientes neonatos.

## 1.2 Justificativas

Na tentativa de automatizar as análises do eletrocardiograma, são desenvolvidos diversos algoritmos para detectar alterações no ECG. Estes são implementados, muitas vezes, como sistemas computacionais, fornecendo uma ferramenta para auxiliar os especialistas (cardiologistas) na determinação do diagnóstico, seja em pacientes adultos ou bebês recém-nascidos (BORTOLAN et al., 1996; CHAZAL et al., 2004; ACHARYA et al., 2004; TSIPOURAS et al., 2005).

Alguns algoritmos desenvolvidos para a avaliação do sinal eletrocardiográfico são incorporados aos monitores cardíacos, permitindo que sejam disparados alarmes ao ser detectada alguma anormalidade que possa trazer conseqüências danosas à saúde do paciente.

No entanto, a maioria destes algoritmos é pouco eficaz, alcançando um índice de 75% de alarmes falsos (MEREDITH; EDWORTHY, 1995; TSIEN; FACKLER, 1997; OBERLI et al., 1999). Quando alguns destes monitores são utilizados no acompanhamento da atividade cardíaca de neonatos a quantidade de alarmes disparados de forma errônea é ainda maior (VARGO, 1998).

A principal razão para o maior número de erros de avaliação do ECG de neonatos por parte dos algoritmos deve-se às diferenças entre os padrões considerados normais para o sinal eletrocardiográfico de um paciente adulto quando comparado ao padrão normal para o ECG de um neonato. Segundo a Sociedade Européia de Cardiologia, até mesmo os cardiologistas possuem conhecimentos pouco aprofundados acerca da interpretação do ECG neonatal (SCHWARTZ et al., 2002).

A alta frequência cardíaca aliada ao maior tamanho e à maior massa do ventrículo direito em relação ao esquerdo são os fatores que mais contribuem para as diferenças observadas no ECG neonatal normal, em comparação ao ECG captado de um paciente adulto.

O primeiro destes fatores é uma forma do organismo prover o volume de sangue necessário uma vez que os ventrículos ainda são pouco desenvolvidos para bombear a quantidade necessária em um único batimento. A principal consequência do aumento na frequência dos batimentos cardíacos é a diminuição da duração dos intervalos e segmentos do ECG. Já a dominância do ventrículo direito é causada pela maior resistência exercida pela circulação pulmonar em relação à circulação sistêmica durante a gestação (TIPPLE, 1999).

Ao longo do desenvolvimento do neonato, os ventrículos aumentam seu tamanho, aumentando também sua eficiência no bombeamento do sangue o que descaracteriza a necessidade de uma alta frequência cardíaca. A maior resistência passa a ser observada na circulação sistêmica, fazendo com que o ventrículo esquerdo torne-se dominante.

Estas diferenças são responsáveis pela impossibilidade de utilização, em neonatos, dos algoritmos e métodos de análise computacional do eletrocardiograma já desenvolvidos para pacientes adultos. Estes algoritmos necessitam ser modificados ou reformulados para serem aplicados na monitoração de pacientes neonatais. Um trabalho mais minucioso pode desenvolver algoritmos que possam ser aplicados a pacientes de todas as idades.

A necessidade de adequação dos sistemas de análise e classificação do sinal eletrocardiográfico para monitoração tanto de pacientes neonatos quanto adultos, bem como as novas aplicações do ECG para o diagnóstico de várias doenças, fornecem respaldo para o estudo

e o desenvolvimento de um sistema computacional para análise do ECG de ambas faixas etárias (neonatos e adultos).

## 1.3 Organização do Trabalho

Após esta breve introdução que aborda a descrição do problema, os objetivos e as justificativas deste trabalho, são apresentados, de forma mais detalhada, os tópicos pertinentes ao desenvolvimento do trabalho.

Nos dois capítulos subsequentes é descrita a fundamentação teórica necessária para o entendimento do trabalho desenvolvido. O Capítulo 2 contempla os aspectos relacionados com as diferenças encontradas no eletrocardiograma de neonatos em contraposição ao registro de adultos. Em seguida, o Capítulo 3, apresenta conceitos nos quais se baseiam as ferramentas empregadas no sistema NeoCard.

O Capítulo 4 fornece a explanação da metodologia elaborada e aplicada para atender os objetivos descritos.

O Capítulo 5 apresenta e comenta os resultados obtidos através do processamento, análise e classificação de sinais eletrocardiográficos de pacientes adultos e neonatos.

O Capítulo 6 traz discussões sobre trabalho realizado, enquanto o Capítulo 7 aponta as conclusões e propostas para trabalhos futuros.

Os indicadores mencionados ao longo do texto, utilizados para avaliar o desempenho do sistema desenvolvido, são descritos no Apêndice A.

Por fim, são listadas as referências bibliográficas utilizadas neste trabalho de pesquisa.

## Capítulo 2

# Aspectos do Eletrocardiograma de Adultos e Neonatos

Ao longo do desenvolvimento dos neonatos e das crianças ocorrem alterações no organismo, acarretando em mudanças no tamanho e posição do coração<sup>1</sup>.

As alterações mais acentuadas ocorrem entre o nascimento e o primeiro ano de vida (TIPPLE, 1999; SCHWARTZ et al., 2002), compreendendo o período neonatal (entre 0 e 28 dias) e o período pós-neonatal entre (28-364 dias) <sup>2</sup>.

Antes do nascimento, a resistência exercida pela circulação pulmonar é maior que a exercida circulação sistêmica. Como consequência, a partir da 35ª semana de gestação, o tamanho e a massa do ventrículo direito são superiores aos do ventrículo esquerdo (TIPPLE, 1999).

A alta frequência cardíaca registrada nos neonatos é justificada pela necessidade do estabelecimento de um fluxo sanguíneo adequado ao metabolismo. Uma vez que os ventrículos ainda não possuem o tamanho adequado, o débito cardíaco (DC)<sup>3</sup> é mantido através de uma

---

<sup>1</sup>Este capítulo objetiva salientar as diferenças encontradas no eletrocardiograma de um neonato quando comparado ao sinal registrado em um paciente adulto. Nas referências sobre o assunto são encontrados detalhes sobre a interpretação e a análise do eletrocardiograma.

<sup>2</sup>Para simplificação, neste trabalho, o termo referente à idade neonatal designa conjuntamente o período neonatal e pós-neonatal.

<sup>3</sup>O débito cardíaco (DC) corresponde ao volume de sangue ejetado pelo coração em um minuto.

maior frequência cardíaca (MOWERY; SUDDABY, 2001).

À medida que o neonato cresce, o tamanho dos ventrículos aumenta, aumentando também a eficiência no bombeamento do sangue o que descaracteriza a necessidade de uma alta frequência cardíaca.

A frequência cardíaca interfere na duração dos intervalos do ECG e, juntamente com a dominância do ventrículo direito, acarreta nas maiores diferenças encontradas no ECG de neonatos quando comparado ao sinal captado em adultos.

Como o número de batimentos cardíacos esperado no intervalo de um minuto em um neonato é superior ao de um adulto, os parâmetros para o diagnóstico de bradicardias e taquicardias são diferentes. Além disso, ao longo do desenvolvimento do bebê, ocorrem alterações no coração, fazendo com que os valores considerados normais para os parâmetros analisados no ECG também sofram alterações (SCHWARTZ et al., 2002). Este fato faz com que arritmias, como bradicardias e taquicardias, sejam definidas quando comparadas com os valores esperados para a idade, podendo variar de um dia para outro (Tabela 2.1).

Tabela 2.1: Valores considerados normais para um ECG neonatal e pós-neonatal (GUIMARÃES, 2003).

Faixa Etária	Frequência Cardíaca (bat/minuto)	Duração do Intervalo PR DII (s)	Amplitude da Onda P DII (mV)	Amplitude da Onda R V <sub>1</sub> (mV)	Amplitude da Onda T V <sub>1</sub> (mV)
0-1 dia	94 – 155	0,08 – 0,16	0,002 – 0,28	0,5 – 2,6	-0,3 – 0,4
1-3 dias	91 – 158	0,08 – 0,14	0,03 – 0,28	0,5 – 2,7	-0,4 – 0,4
3-7 dias	90 – 166	0,07 – 0,15	0,07 – 0,29	0,3 – 2,5	-0,5 – 0,3
7-30 dias	106 – 182	0,07 – 0,14	0,07 – 0,30	0,3 – 1,2	-0,5 – -0,1
1-3 meses	120 – 179	0,07 – 0,13	0,07 – 0,26	0,3 – 1,9	-0,6 – -0,1
3-6 meses	105 – 185	0,07 – 0,15	0,04 – 0,27	0,3 – 2,0	-0,6 – -0,1
6-12 meses	108 – 169	0,07 – 0,16	0,06 – 0,25	0,2 – 2,0	-0,6 – 0,2

Os intervalos entre as ondas do ECG do neonato são menores devido à alta frequência cardíaca. Com isso, os padrões para o diagnóstico de algumas cardiopatias e arritmias também diferem com relação aos dos adultos, como ocorre na análise do intervalo PR, por exemplo, utilizado para diagnosticar bloqueio do nodo AV de 1º grau.

Já o intervalo QT, ao passar por uma correção utilizando a fórmula de Bazett (equação (2.1)) resulta no QT corrigido ( $QT_c$ ) que é o parâmetro analisado (BENATAR; DECRAENE,

2001; GROOTE et al., 2003).

$$QT_c = \frac{QT}{\sqrt{RR}} \quad (2.1)$$

A dominância do ventrículo direito, causa no ECG as mesmas distorções provocadas pela hipertrofia ventricular direita. Uma das alterações é notada na derivação  $V_1$ , onde a onda R tem maior amplitude que a S. A onda T também sofre alterações ao longo do desenvolvimento do neonato. Após as primeiras 48 horas de vida, a onda T apresenta-se invertida na derivação pré-cordial da direita do corpo ( $V_1$ ). A inversão persiste durante toda infância, deixando de ocorrer apenas na idade adulta (TIPPLE, 1999).

### Arritmias Cardíacas Observadas em Neonatos

As arritmias mais comuns em recém-nascidos são: a taquicardia supraventricular, a bradicardia sinusal e a arritmia sinusal (MOWERY; SUDDABY, 2001). Com uma menor frequência, são registradas arritmias como a fibrilação atrial, *flutter* atrial, taquicardia ventricular, extra-sístoles e fibrilação ventricular (SCHWARTZ et al., 2002; MOWERY; SUDDABY, 2001).

É importante ressaltar que embora as caracterizações no ECG das arritmias que acometem os neonatos não difiram das encontradas em adultos, há uma grande diferença entre os padrões que são utilizados para considerar um evento normal ou anormal em diferentes faixas etárias. Por exemplo, a taquicardia sinusal, tanto em adultos como em neonatos, é definida como um aumento da frequência cardíaca superior ao valor considerado padrão. A diferença está no valor considerado padrão para a frequência cardíaca de um adulto e este mesmo valor em um neonato. Assim, uma frequência cardíaca de 80 bpm é considerada normal em um adulto, enquanto quando registrada em um neonato, indica uma bradicardia sinusal.

Para as arritmias relacionadas com a morfologia das ondas, como a extra-sístole ventricular (ESV) e os bloqueios nos ramos dos feixes de His, o diagnóstico pode ser obtido considerando os mesmos padrões observados no ECG de pacientes adultos (TIPPLE, 1999; MOWERY; SUDDABY, 2001; SCHWARTZ et al., 2002).



# Capítulo 3

## Ferramentas Utilizadas no Trabalho

Após a descrição do problema no capítulo anterior, este capítulo tem como objetivo apresentar os conceitos das ferramentas utilizadas no desenvolvimento do trabalho. Estas ferramentas compreendem basicamente as áreas de processamento digital de sinais e inteligência artificial.

Conhecimentos mais aprofundados sobre cada técnica são encontrados nas referências bibliográficas citadas no texto.

### 3.1 Pré-Processamento Não-Linear de Sinais

O eletrocardiograma é corrompido por muitos artefatos, destacando-se o ruído, causado pela atividade muscular e a interferência da rede elétrica, e a linha de base (devido à respiração e movimentos do paciente) (CHU; DELP, 1989; SCHWARTZ et al., 2002; SUN et al., 2003).

A eliminação de parte do ruído é geralmente a primeira etapa executada para o processamento do sinal de ECG (PAHLM; SORNMO, 1985). O objetivo desta etapa é produzir um sinal estável não só para um subsequente processamento automático, mas também para uma interpretação visual confiável.

Logo, é de suma importância para o diagnóstico clínico que após o pré-processamento do sinal sejam preservadas as características (morfologia, amplitude e duração) das ondas, dos segmentos e dos intervalos do ECG.

A filtragem digital baseada em filtros passa-faixa<sup>1</sup> é a técnica mais empregada para a remoção de ruído de sinais eletrocardiográficos. Contudo, além de ineficiente para a eliminação de ruído impulsivo (CHU; DELP, 1989; LESKI, 2002), esta técnica introduz distorções no segmento ST e no complexo QRS (SUN et al., 2002, 2003).

Como alternativa para o pré-processamento linear do sinal, são empregados os filtros não-lineares como o filtro da mediana e operadores morfológicos (CHU; DELP, 1989). Estas abordagens, empregadas no desenvolvimento do trabalho, são descritas com maiores detalhes nas seções seguintes.

### 3.1.1 Operadores Morfológicos

A morfologia matemática é composta por uma série de operações baseadas em operadores. Estes operadores, ditos morfológicos, são geralmente aplicados para o processamento de imagens, principalmente para extração de componentes destas (GONZALEZ; WOODS, 2000). Contudo, seu emprego tem se difundido para a área do processamento digital de sinais. Há relatos descrevendo a utilização de operadores morfológicos para a supressão de ruídos de sinais biológicos como o ECG (CHU; DELP, 1989; SUN et al., 2002, 2003).

Um das razões da difusão do emprego dos operadores morfológicos explica-se pela robustez na preservação das características do sinal enquanto realizam o processo de eliminação do ruído (MARAGOS; SCHAFER, 1987).

---

<sup>1</sup>Em algumas partes do texto, a filtragem utilizando filtros FIR e IIR é tratada como **filtragem digital convencional**, ou simplesmente **filtragem convencional**.

### Operadores Erosão e Dilatação

Para a aplicação dos operadores morfológicos em um sinal ou uma imagem é utilizado um **elemento estruturante**.

O elemento estruturante é determinado por um vetor no processamento digital de sinais, enquanto no processamento digital de imagens utiliza-se uma matriz. Em ambas áreas, as características do elemento estruturante pertinentes ao seu tamanho e aos seus valores estão diretamente relacionadas com o resultado produzido pelos operadores morfológicos.

Há dois operadores morfológicos básicos: erosão e dilatação. A erosão tem como característica diminuir o tamanho das imagens, aumentando a área de eventuais “buracos”, podendo aumentar o número de componentes da imagem. Através da operação de dilatação, aumenta-se o tamanho da imagem em relação ao fundo, preenchendo áreas delimitadas pela mesma, tendo como efeito a possível redução do número de componentes que formam a imagem. Estes efeitos podem ser observados na Figura 3.1.

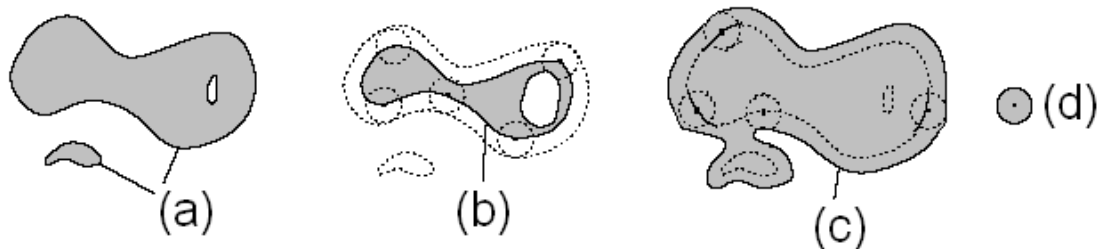


Figura 3.1: Aplicação em uma imagem (a) dos operadores de erosão e dilatação, resultando em (b) e (c), respectivamente. Utilizando (d) como elemento estruturante. Figura modificada de <http://www.vision.ime.usp.br/nina/cursos/mac0417-02/mm.pdf>, 10/10/2005.

Quando aplicados a sinais, estes operadores provêm uma técnica de processamento não-linear baseada nas operações matemáticas de máximo e mínimo (SERRA, 1982).

Seja  $s$  e  $k$  duas funções discretas definidas respectivamente em  $S=\{0, 1, \dots, N-1\}$  e  $K=\{0, 1, \dots, M-1\}$ , tal que  $s:S \rightarrow I$  e  $k:K \rightarrow I$ , com  $I$  denotando o conjunto dos números inteiros.

A erosão de um sinal  $s$  por um elemento estruturante  $k$  é denotada por  $s \ominus k$  e descrita

pela equação (3.1) (CHU; DELP, 1989):

$$s \ominus k = \min_{n=0, \dots, M-1} s(m+n) - k(n) \quad \text{para } m=0, \dots, N-M \quad (3.1)$$

A dilatação de  $s$  por  $k$  é denotada por  $s \oplus k$  e definida na equação (3.2) (CHU; DELP, 1989):

$$s \oplus k = \max_{n=m-M+1, \dots, M} s(n) + k(m-n) \quad \text{para } m=0, \dots, N-M \quad (3.2)$$

### Operações de Abertura e Fechamento

Os operadores morfológicos são usualmente aplicados em conjunto, de maneira encadeada. Sendo a base para a maioria das operações que compõem a morfologia matemática.

A abertura e o fechamento são duas destas operações definidas em termos dos operadores de erosão e dilatação. O fechamento de um sinal por um elemento estruturante é definido pela aplicação do operador de dilatação sucedido pelo operador de erosão. Já para a abertura, é aplicada a erosão seguida da dilatação.

No sinal, a operação de abertura remove os picos, enquanto o fechamento remove os vales.

As equações (3.3) e (3.4) determinam, respectivamente, as operações de fechamento e abertura de um sinal  $s$  por um elemento estruturante  $k$ .

$$s \bullet k = (s \oplus k) \ominus k \quad (3.3)$$

$$s \circ k = (s \ominus k) \oplus k \quad (3.4)$$

Após a definição das operações morfológicas, cabe ressaltar a importância das características do elemento estruturante. No emprego dos filtros morfológicos para a filtragem de um sinal, o tamanho de um elemento estruturante é a característica que possui maior relevância.

O tamanho do elemento estruturante determina a característica do sinal que será preservada durante o seu processamento. Como as operações de abertura e fechamento removem os picos e vales do sinal, respectivamente, o tamanho do elemento estruturante deve ser definido de modo que as componentes de interesse do sinal não sejam removidas durante o processamento.

Ao considerar  $T$  a duração em segundos de uma onda e  $S$  a frequência de amostragem do sinal (dada em Hz), a duração da onda corresponde a  $T \times S$  amostras. Assim, para manter esta onda no resultado do processo de filtragem com operadores morfológicos, o tamanho do elemento estruturante deve ser menor que  $T \times S$  amostras.

### Um Exemplo

Para melhor ilustrar o desempenho das operações de abertura e fechamento é considerado como exemplo um sinal ( $s$ ) designado pela soma ponderada de duas funções seno com frequências distintas, correspondendo à equação (3.5):

$$s(i) = \sin\left(\frac{2\pi * i * f_1}{f_s}\right) + 0,5 * \sin\left(\frac{2\pi * i * f_2}{f_s}\right) \quad (3.5)$$

para o exemplo,  $f_1 = 1Hz$ ,  $f_2 = 30Hz$  e  $f_s = 600Hz$ . A visualização dos sinais definidos respectivamente pelas componentes  $f_1$  e  $f_2$  são apontados na Figura 3.2. Enquanto a soma ponderada destes sinais, formando o sinal  $s$ , é ilustrada na Figura 3.3.

Sabe-se que os picos e vales são designados pela componente de maior frequência ( $f_2$ ), tem-se que a duração da onda da função seno para  $f_2$  corresponde a 20 amostras<sup>2</sup>. Logo, para eliminar de  $s$  os picos e vales provocados por  $f_2$  basta utilizar, durante o processo de abertura e fechamento, um elemento estruturante com tamanho superior a 10. Uma vez que durante o período da função seno (20 amostras) ocorre um pico e um vale, cada um correspondendo a 10 amostras.

<sup>2</sup>Como a frequência de amostragem é de 600Hz, em 1 segundo há 600 amostras. Para a função seno cuja frequência é  $f_2 = 30Hz$ , neste mesmo um segundo há 30 períodos de seno, cada um correspondendo a 20 amostras.

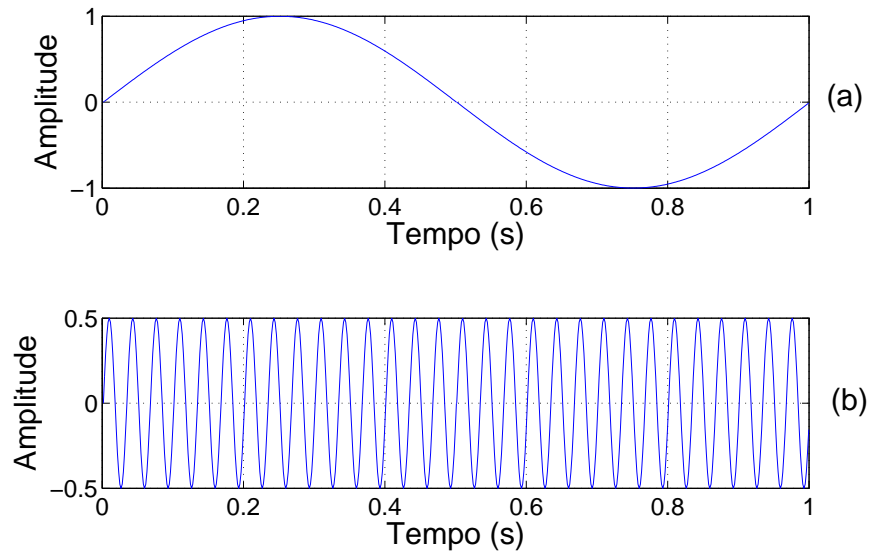


Figura 3.2: Funções seno com diferentes valores de frequência e amplitude. Em (a)  $f_1 = 1Hz$  e em (b)  $f_2 = 30Hz$ .

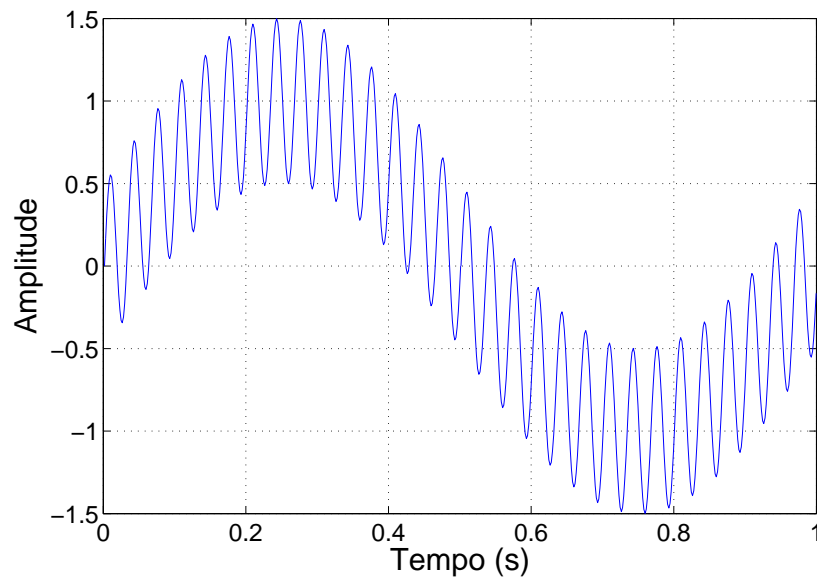


Figura 3.3: Composição do sinal  $s$  a partir das funções ilustradas na Figura 3.2.

Após a aplicação das operações morfológicas de abertura e fechamento é possível extrair os picos e vales do sinal  $s$ . Subtraindo estes picos e vales do sinal composto é obtida a componente de menor frequência ( $f_1 = 1Hz$ ), observada na Figura 3.4.

A componente de  $s$  com maior frequência ( $f_2$ ) é dada pela soma dos picos e vales extraídos do sinal.

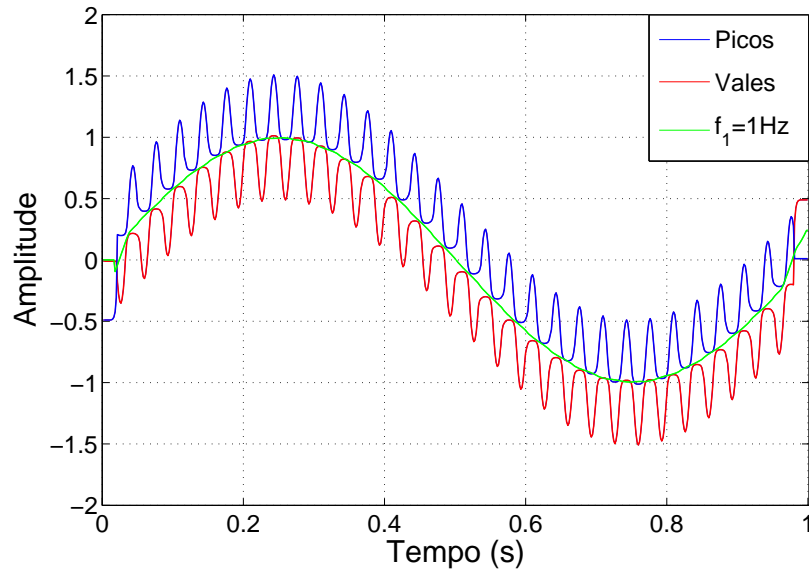


Figura 3.4: Determinação dos picos (linha azul), vales (linha vermelha) e componente de menor frequência (linha verde) de  $s$ .

Assim, conforme apresentado na Figura 3.5, o efeito obtido é similar a um filtro passa-alta ou passa-baixa dependendo da componente do sinal que se deseja obter.

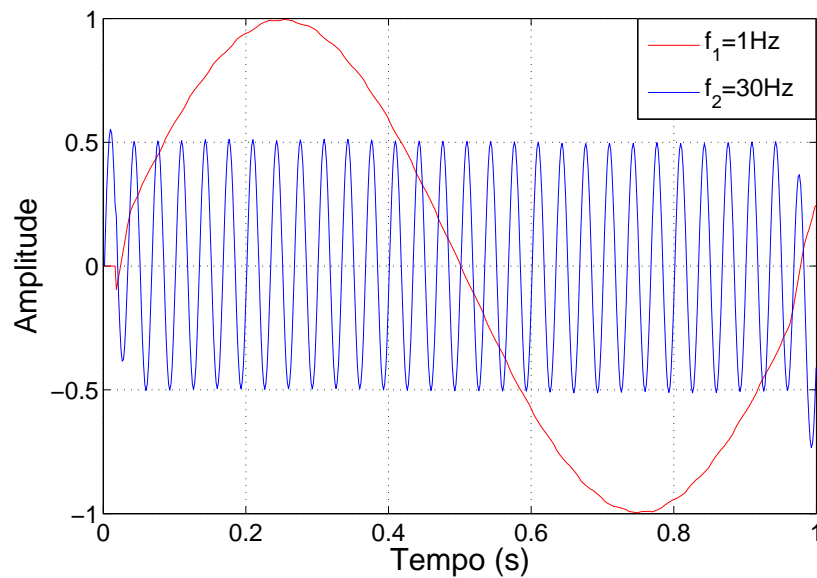


Figura 3.5: Decomposição do sinal  $s$ , utilizando filtros morfológicos, nas duas componentes de frequências distintas que o compõe ( $f_1 = 1\text{Hz}$  e  $f_2 = 30\text{Hz}$ ).

### 3.1.2 Filtros Alfa-Trimmed

Os filtros alfa-*trimmed*<sup>3</sup> são operadores não-lineares utilizados para a restauração de imagens e sinais corrompidos. A característica mais significativa destes filtros é sua eficiência e robustez na remoção dos efeitos gerados pelo ruído impulsivo (ÖTEN; FIGUEIREDO, 2004).

Seja  $\{x(i-N), \dots, x(i+N)\}$ , o conjunto de  $n$  ( $n = 2N + 1$ ) amostras do sinal enquadradas por uma janela de tamanho  $n$ , centralizada na amostra  $i$ . Estes valores são organizados em ordem crescente dada pela equação (3.6):

$$x_1(i) \leq x_2(i) \leq \dots \leq x_n(i) \quad (3.6)$$

tal que  $x_1(i)$  é o valor mínimo,  $x_n(i)$  o valor de maior amplitude e  $x_{N+1}(i)$  a mediana do conjunto de valores do sinal descrito acima.

Assim, é possível definir a saída de um filtro alfa-*trimmed*,  $y(i; \alpha)$  pela equação (3.7) (ÖTEN; FIGUEIREDO, 2004):

$$y(i; \alpha) = \frac{1}{n - 2[\alpha n]} \cdot \sum_{j=\alpha n+1}^{n-[\alpha n]} x_j(i) \quad (3.7)$$

De modo que, o filtro alfa-*trimmed* age como um filtro de média móvel quando o valor de  $\alpha$  está próximo de 0, e como um filtro da mediana quando  $\alpha$  tem valor aproximado a 0,5. Logo, o filtro alfa-*trimmed* apresenta um bom compromisso entre o filtro da mediana e o filtro de média móvel, dependendo do valor de  $\alpha$  empregado.

O maior problema para aplicação deste tipo de filtro consiste justamente na seleção do valor de  $\alpha$  mais apropriado para a eliminação de um determinado tipo de ruído. Quando o ruído não é definido ou varia com o tempo pode ser impossível encontrar um valor apropriado para  $\alpha$  (ÖTEN; FIGUEIREDO, 2004). Para estes casos, são empregados os filtros da média alfa-*trimmed* adaptativos, nos quais os valores de  $\alpha$  variam de acordo com as características observadas no sinal e as características do ruído a ser eliminado.

<sup>3</sup>Não foi encontrada nenhuma referência com a tradução para o termo *alpha-trimmed*.



## 3.2 Wavelets

A análise de um sinal no domínio da frequência iniciou-se por volta de 1807 com os estudos de Joseph Fourier (SHYU et al., 1995). Segundo Fourier um sinal periódico ( $s(x)$ ) pode ser visto como uma soma, equação (3.8) (SHYU et al., 1995):

$$s(x) = a_0 + \sum_{k=1}^{\infty} (a_k \cdot \cos(kx) + b_k \cdot \text{sen}(kx)) \quad (3.8)$$

onde os coeficientes  $a_0$ ,  $a_k$  e  $b_k$  são definidos, respectivamente, pelas equações (3.9-3.11) (SHYU et al., 1995)

$$a_0 = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} f(x) dx \quad (3.9)$$

$$a_k = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} f(x) \cos(kx) dx \quad (3.10)$$

$$b_k = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} f(x) \text{sen}(kx) dx \quad (3.11)$$

e quantificam a contribuição das funções seno e co-seno em cada frequência. Estes coeficientes formam a denominada série de Fourier, significando que todo sinal periódico pode ser decomposto como uma soma ponderada de senos e co-senos com diferentes frequências e amplitudes.

Com base nas séries de Fourier é estabelecida a transformada de Fourier (TF), equação (3.12), que transforma o sinal do domínio do tempo para o domínio da frequência. Enquanto a transformada inversa de Fourier, definida pela equação (3.13), como o próprio nome estabelece, altera o domínio de análise do sinal da frequência para o do tempo.

$$S(f) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \cdot e^{-j2\pi ft} dt \quad (3.12)$$

$$s(t) = \int_{-\infty}^{\infty} S(f) \cdot e^{j2\pi ft} dt \quad (3.13)$$

Apesar da evolução matemática obtida com a TF, esta contém apenas uma informação

global sobre as frequências que compõem o sinal, impossibilitando a análise da distribuição destas frequências ao longo do tempo.

Para suprir esta limitação da transformada de Fourier, em 1946, Gabor introduz a utilização de uma janela deslizante de tamanho fixo para focar a análise espectral em uma determinada parte do sinal. Resultando na Transformada de Fourier de Curta Duração (STFT - *Short Term Fourier Transform*) (SHYU et al., 1995; SHENG, 1999; ADDISON, 2005) que é definida pela equação (3.14):

$$STFT(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot g^*(t - \tau) \cdot e^{-2j\pi f t} \cdot dt \quad (3.14)$$

onde  $x(t)$  é o sinal a ser transformado e  $g(t - \tau)$  é a janela deslizante no tempo centrada em  $\tau$ .

Pela fórmula da STFT é possível extrair duas interpretações (Figura 3.6):

1. A cada intervalo determinado por  $\tau$ , são analisadas as contribuições de todas as frequências do segmento do sinal;
2. Para uma dada frequência  $f$ , o sinal é filtrado por um filtro passa-faixa, cuja resposta ao impulso é a função  $g(t)$  modulada por  $f$ .

Contudo, a janela deslizante empregada na STFT é um fator limitante da resolução tempo-frequência. Quanto menor for o tamanho da janela, melhor localização do sinal, ou seja, melhor análise temporal deste. No entanto, o pequeno tamanho da janela acarreta em uma baixa resolução no domínio da frequência (SHYU et al., 1995; SHENG, 1999; ADDISON, 2005).

A resoluções de tempo e frequência também são limitadas pelo *Princípio da Incerteza*, cuja relação é descrita na equação (3.15):

$$\Delta t \cdot \Delta f \geq \frac{1}{4\pi} \quad (3.15)$$

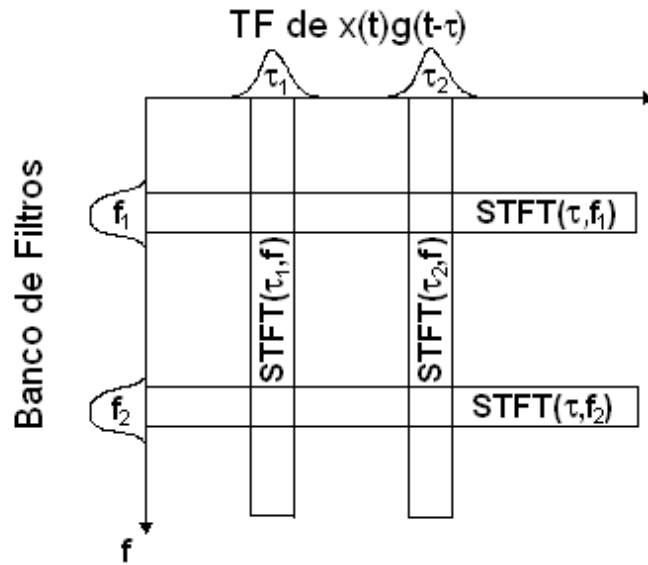


Figura 3.6: STFT no plano tempo-frequência. Em destaque as duas interpretações: transformada Fourier do segmento do sinal determinado pelos tempos  $\tau_1$  e  $\tau_2$  (linhas verticais); banco de filtros passa-banda modulados nas frequências  $f_1$  e  $f_2$  (linhas horizontais). Modificada de (RIOUL; VETTERLI, 1995)

onde  $\Delta t$  é a resolução no tempo e  $\Delta f$  é a resolução na frequência.

As *wavelets* constituem uma outra técnica para analisar o domínio tempo-frequência, mas ao invés de janelas de tamanho fixo (como no caso da STFT), decompõe o sinal através de janelas de tamanho variável, denominadas *wavelets*<sup>4</sup>, utilizando diferentes escalas (Figura 3.7).

### 3.2.1 A Transformada Wavelet

A análise no domínio tempo-frequência através da transformada *wavelet* (TW) é realizada adotando-se uma função *wavelet* protótipo, denominada *wavelet* mãe. Esta *wavelet* mãe sofre escalonamentos e translações, formando as *wavelets* filhas, equação (3.16) (SHYU et al., 1995).

$$\psi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3.16)$$

onde  $\psi$  é a *wavelet* mãe e  $\psi_{a,b}$  é a *wavelet* filha com escala  $a$  e localização  $b$ .

<sup>4</sup>O termo *wavelets* pode ser traduzido como ondoletas. No entanto, na literatura o mais comum é encontrado o termo em inglês, sendo este o tratamento adotado no texto.

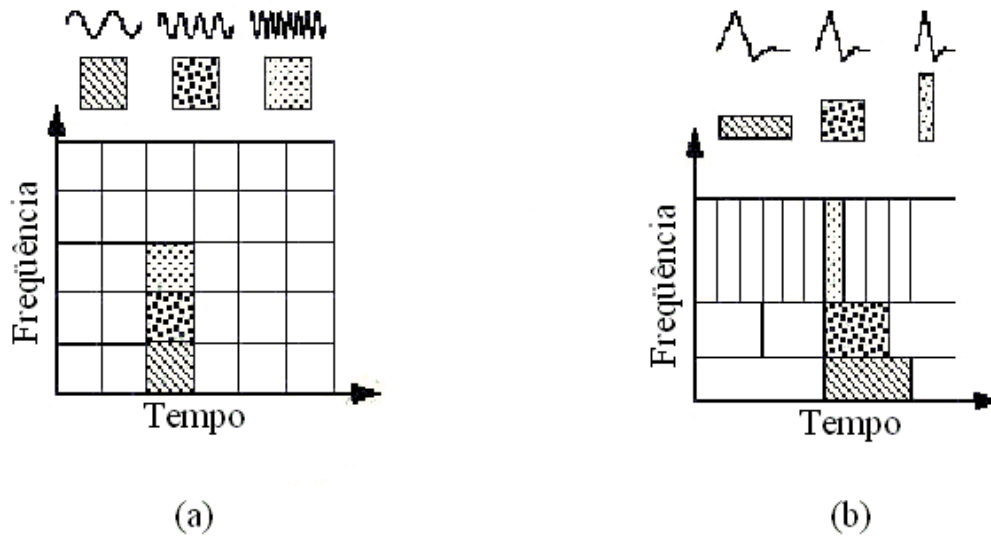


Figura 3.7: Comparação entre a STFT (a) e as Wavelets (b). Em (a) nota-se as janelas no tempo possuem tamanho constante independente da frequência analisada. Já em (b), à medida que a frequência analisada aumenta, diminui o tamanho da janela no tempo.

O parâmetro (b) determina a translação da função *wavelet* no tempo. Já a escala (a) determina a dilatação ou compressão da função *wavelet*.

Por exemplo, considerando a primeira derivada da função gaussiana como *wavelet* mãe, dada pela equação (3.17):

$$G'_a = \frac{-2x}{a} \cdot \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/4} \cdot e^{(-\frac{x}{a})^2} \quad (3.17)$$

onde  $a$  é a escala. Ao variar o valor de  $a$  entre 1 e 4, tem-se a resposta dada pela Figura 3.8.

A escala está relacionada com o tamanho da janela da *wavelet*. Para escalas maiores a janela é larga, implicando em uma análise das componentes de baixa frequência do sinal. Nas escalas menores, a janela é pequena, possibilitando a análise das frequências mais altas do sinal.

Com o esclarecimento destes conceitos iniciais, é possível definir a transformada *wavelet* contínua (CWT - *Continuous Wavelet Transform*) pela equação (3.18):

$$CWT(a, b) = \langle x(t), \Psi_{a,b} \rangle = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot \Psi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) dt \quad (3.18)$$

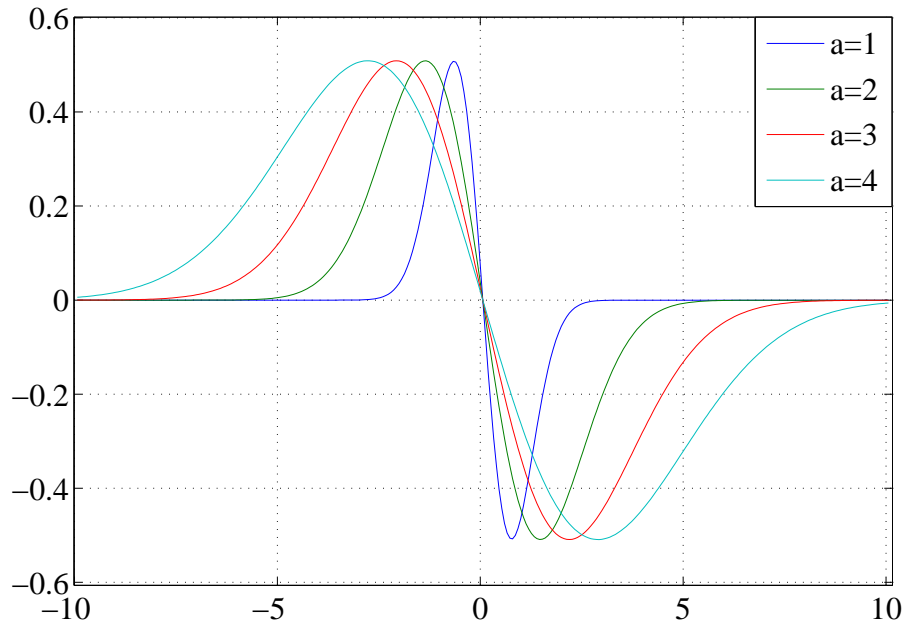


Figura 3.8: Derivada de primeira ordem da função gaussiana em diferentes escalas, variando a escala ( $a$ ) entre 1 e 4.

onde  $\psi^*$  é o complexo conjugado da *wavelet* filha  $\psi_{a,b}(t)$ .

A transformada *wavelet* (TW) é a decomposição de uma função ( $x$ ) em uma combinação linear de *wavelets*. O resultado, também denominado de coeficientes da *wavelet*, é o produto interno entre a função  $x$  e a *wavelet*  $\psi$ . E indica quão relacionada com a função é a *wavelet* (SHENG, 1999).

Para que uma função constitua uma *wavelet* é preciso que esta satisfaça algumas condições:

1. Condição de Admissibilidade, equação (3.19);

$$C = \int \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (3.19)$$

sendo  $\Psi$  a transformada Fourier da função candidata a *wavelet* ( $\psi$ ). Esta equação estabelece que a função deve oscilar, mas mantendo a média nula, ou seja, a TF é igual

a zero para a componente DC do sinal, conforme definido na equação (3.20).

$$\Psi(0) = \int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (3.20)$$

2. Energia Finita, condição descrita pela equação (3.21).

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty \quad (3.21)$$

A TW é a correlação entre o sinal e a *wavelet*. Uma outra visão é obtida quando nota-se que a transformada de Fourier da *wavelet* é um filtro no domínio da frequência (SHENG, 1999). Assim, a *wavelet* é um filtro passa-banda.

### 3.2.2 A Transformada *Wavelet* Discreta

A CWT utiliza os parâmetros de variação do tempo e escalas contínuos. No entanto, na prática, para computação da TW, estes parâmetros são discretizados. O emprego de valores discretos para  $a$  e  $b$  (com  $a \geq 1$  e  $b \geq 1$ ) na CWT determina a DWT (*Discrete Wavelet Transform*), descrita pela equação (3.22) (SHENG, 1999).

$$DWT(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a_0^i}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot \psi^* \left( \frac{t - kb_0 a_0^i}{a_0^i} \right) dt \quad (3.22)$$

onde  $k$  e  $i$  são, respectivamente, os parâmetros de translação e escalonamento.

Na maior parte das aplicações, para DWT emprega-se a sequência diádica (*dyadic*), onde  $a$  varia em potências inteiras de 2 ( $a_0 = 2$ ) e o valor escolhido para  $b_0$  é um.

### 3.2.3 Aplicações em Eletrocardiografia

Uma das fases fundamentais do processamento do sinal eletrocardiográfico refere-se a detecção das onda P, do complexo QRS e da onda T. Para realização de tal tarefa vários

paradigmas são empregados: bancos de filtros (AFONSO et al., 1999), métodos não-lineares (TRAHANIAS, 1993; SUPPAPPOLA; SUN, 1994), redes neurais (HU et al., 1993), algoritmos genéticos (POLI et al., 1995), além das transformadas *wavelets* (MICHAELIS et al., 1993; LI et al., 1995; SAHAMBI et al., 1997; KADAMBE et al., 1999; SENHADJI et al., 2002).

Contudo, dentre os algoritmos empregados para a detecção das principais ondas e intervalos do ECG, os que utilizam as *wavelets* são os que apresentam menor influência do ruído, maior robustez em relação à flexibilidade das morfologias das ondas e menores quantidades de falsas detecções (KADAMBE et al., 1999).

No artigo de revisão (KÖHLER et al., 2002) são comparados diversos algoritmos de diferentes paradigmas para detecção do complexo QRS. Dentre os 7 algoritmos que alcançaram níveis de detecção superiores a 98% em bases de dados internacionais, 4 são baseados nas *wavelets*. Destacam-se os níveis de 98,8% (SAHAMBI et al., 1997) e 99,8% (LI et al., 1995) obtidos para detecção do complexo QRS na base de dados MIT-BIH.

As informações extraídas através da detecção das ondas do ECG utilizando as *wavelets* e, até mesmo os coeficientes da aplicação da transformada *wavelet* no ECG, são parâmetros empregados na classificação dos batimentos cardíacos (BROHET et al., 1994; CHAZAL et al., 2000; DOKUR; ÖLMEZ, 2001; SHYU et al., 2004). As redes neurais artificiais estão entre as ferramentas mais utilizadas para classificação de batimentos cardíacos, a partir das características extraídas pelas *wavelets* (HU et al., 1993; BORTOLAN et al., 1996; SILIPO; MARCHESI, 1998; ACHARYA et al., 2004).

### 3.3 Redes Neurais Artificiais

Há diversas definições para o termo “Inteligência Artificial” (IA), mas nenhuma retrata com exatidão o significado e o objetivo deste ramo da ciência. Neste trabalho, a IA é definida como um conjunto de técnicas que tentam mimetizar a maneira humana de solucionar problemas, para que as máquinas possam resolvê-los. Estas técnicas são agrupadas em três paradigmas: o simbólico, o evolucionário e o conexionista (BARRETO, 2001).

No paradigma simbólico, busca-se reproduzir o comportamento inteligente de forma que, a partir de conhecimentos já obtidos e um conjunto de regras seja possível a inferência de novos conhecimentos. Os sistemas especialistas (SE) empregam o paradigma simbólico e são largamente utilizados para o auxílio do diagnóstico médico (OBERLI et al., 1999; BRASIL et al., 2001; BARRETO, 2001; SHEGOG et al., 2004).

Na abordagem evolucionária, também conhecida como Computação Evolucionária, o método empregado para a solução do problema baseia-se nos conceitos da genética e no processo evolutivo descrito por Charles Darwin<sup>5</sup>. Esta técnica geralmente é implementada como um método de otimização (BARRETO, 2001). A análise do DNA e proteínas consiste em uma das aplicações deste paradigma na engenharia biomédica (GARDUNO-JUAREZ; MORALES, 2003; OS et al., 2005; HILL et al., 2005).

O paradigma conexcionista inspira-se no modelo biológico do cérebro humano, através das Redes Neurais Artificiais (RNA) que são formadas por neurônios agrupados em camadas. As informações iniciais para a solução do problema são apresentadas para a camada de entrada e, após o processamento destas pelos neurônios treinados, obtém-se na camada de saída da rede, a resposta para o referido problema. Ao contrário do paradigma simbólico, as RNA podem ser utilizadas na resolução de problemas mal definidos, nos quais as informações sobre como resolvê-los são escassas (BARRETO, 2001).

Alguns problemas são solucionados aliando-se as características de mais de um destes paradigmas, resultando em uma outra abordagem denominada híbrida.

Como o objetivo deste capítulo é apresentar os conceitos necessários para o entendimento das ferramentas aplicadas para o desenvolvimento do sistema NeoCard relacionados com redes neurais artificiais, nas próximas seções são abordados dentre os tópicos das RNA, apenas os conceitos realmente utilizados.

---

<sup>5</sup>Charles Darwin publicou em 1859 o livro “A Origem das Espécies” esclarecendo o processo evolutivo através da seleção natural. No qual as espécies ou indivíduos mais adaptados ao meio em que vivem, transmitem seus genes para as próximas gerações, enquanto os menos adaptados tendem a se extinguir.



### 3.3.1 Modelo Geral de um Neurônio

Os neurônios<sup>6</sup> são as unidades fundamentais das redes neurais artificiais. Ao longo da história e evolução das RNA, foram desenvolvidos vários modelos para os neurônios, com poucas diferenças.

Basicamente um neurônio é composto por um conjunto de entradas ( $\{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ ), um vetor com os pesos sinápticos ( $\{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ ) associados a cada entrada, uma função para determinação da entrada efetiva ( $\phi$ ), uma função de ativação ( $\gamma$ ), e por fim, a saída ou resposta do neurônio ( $y$ ). A polarização ( $\theta$ ), também denominada *bias*, é uma entrada auxiliar determinada por um peso associado ( $w_\theta$ ) e valor de entrada 1. A entrada de polarização pode ser interpretada como o valor abaixo do qual a saída é nula, quando considerando uma função de ativação binária (BARRETO, 2001). Assim os modelos podem ser generalizados conforme apresentado na Figura 3.9.

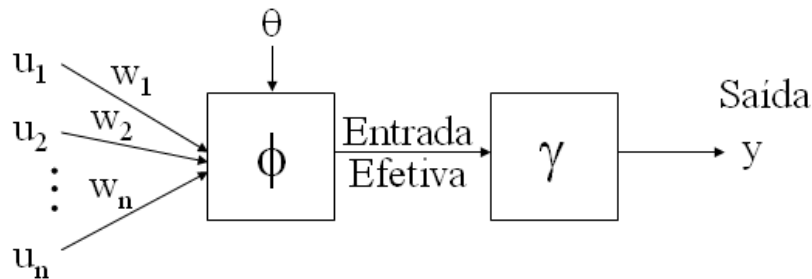


Figura 3.9: Modelo generalizado de um neurônio artificial. Onde  $\{u_1, u_2, \dots, u_n\}$  é o conjunto de entrada;  $\theta$  é a polarização (bias);  $\{w_1, w_2, \dots, w_n\}$  é o conjunto de pesos sinápticos;  $\phi$  é a função para determinação da entrada efetiva;  $\gamma$  é a função de ativação que produz a saída ( $y$ ).

Normalmente a função  $\phi$ , que determina a entrada efetiva (*net input*), é o somatório das ponderações das entradas da rede pelos pesos sinápticos associados, equação (3.23).

$$entrada\_efetiva = \sum_{i=1}^n u_i \cdot w_i + \theta \quad (3.23)$$

<sup>6</sup>Para simplificação, como na maioria dos casos em que for citado o termo neurônio este refere-se ao neurônio artificial que compõe a RNA, no restante do texto este é referido apenas como neurônio. Enquanto o neurônio que integra o sistema nervoso será explicitamente referido como **neurônio biológico**.

As principais funções utilizadas para determinar a ativação do neurônio são: função linear, função tangente-hiperbólica e função logística (BARRETO, 2001).

Neste trabalho, a função utilizada para a ativação dos neurônios é a função tangente hiperbólica, descrita pela equação (3.24).

$$\tanh = \frac{e^{kx} - e^{-kx}}{e^{kx} + e^{-kx}} \quad (3.24)$$

onde  $k$  deve ser um valor inteiro positivo.

Quando o valor  $k \rightarrow \infty$  a transição entre as respostas  $-1$  e  $1$  torna-se mais abrupta nas proximidades de  $x=0$  (Figura 3.10), assim a função passa a ser binária e pode ser simplificada para a equação (3.25).

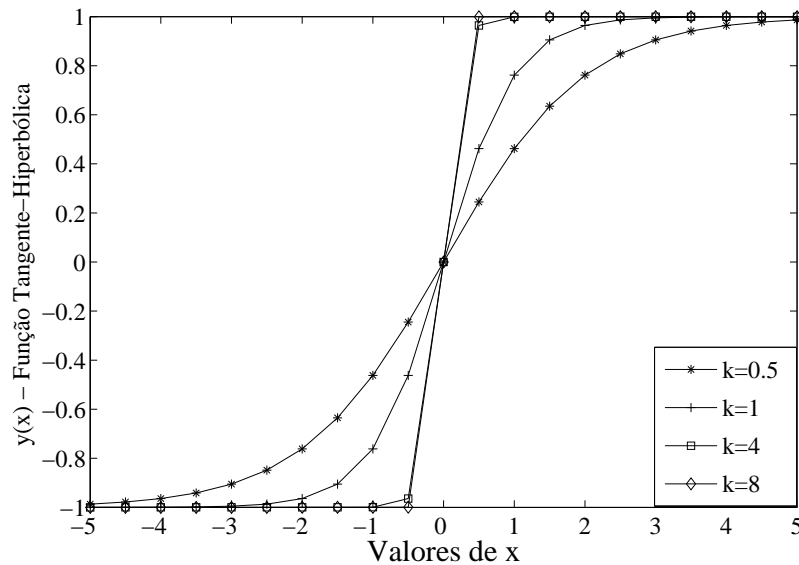


Figura 3.10: Exemplo da função tangente-hiperbólica para diversos valores de  $k$  ( $k=0,5$ ,  $k=1$ ,  $k=4$  e  $k=8$ ).

$$y(x) = \begin{cases} -1 & \text{se } x < 0 \\ 1 & \text{se } x \geq 0 \end{cases} \quad (3.25)$$

Quando a saída da função de ativação é binária, a saída do neurônio representa apenas seu estado de ativação (como no modelo de McCulloch e Pitts, e Perceptron). Se o neurônio

está excitado, a saída equivale a 1, caso contrário esta assume valor 0. Ao ser utilizada uma função contínua para  $\gamma$ , é possível interpretar a resposta como a frequência de descarga do neurônio biológico, aproximando-se mais do modelo biológico.

### 3.3.2 Redes Perceptron

Para o entendimento da importância e da evolução das RNA é importante ressaltar um ponto em sua história quando em 1959, Rosenblat desenvolve um modelo de neurônio denominado **perceptron**. Este termo também é utilizado para determinar uma RNA composta por estes neurônios e apenas uma camada de pesos ajustáveis (BARRETO, 2001; HAYKIN, 2001).

A diferença fundamental entre o neurônio perceptron e o modelo geral é que o primeiro utiliza uma função descontínua para a ativação do neurônio, seguindo a equação (3.25), onde a saída assume apenas os valores  $\{-1, 1\}$ .

Já a limitação descrita sobre o número de camadas da rede perceptron, restrita a apenas uma camada de pesos adaptativos, é determinada pela regra de aprendizado desenvolvida por Rosenblat. Esta regra só pode ser aplicada a uma camada de pesos ajustáveis. Contudo, a convergência desta rede na classificação de padrões linearmente separáveis foi provada<sup>7</sup>.

#### Padrões Linearmente Separáveis

Um padrão é dito ser linearmente separável se, suas classificações disposta em um plano podem ser separadas por uma linha.

Este conceito pode ser melhor compreendido pela análise da Figura 3.11.

As funções “OU” e “E” são linearmente separáveis, conforme ressaltado na Figura 3.11. Já para a função “OU Exclusivo” não se separa através de uma reta as duas classes de saída (0 e 1).

---

<sup>7</sup>O **teorema da convergência do perceptron** provou que se o conjunto usado para o treinamento da rede perceptron pertence a dois conjuntos linearmente separáveis, então o algoritmo de aprendizado converge para a solução do problema.

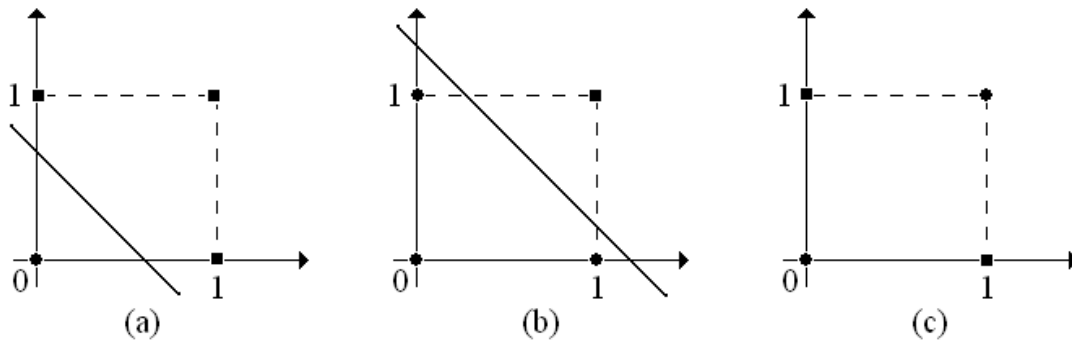


Figura 3.11: Exemplos de padrões linearmente e não-linearmente separáveis. Em (a) tem-se a representação da função “OU”, em (b) tem-se as respostas das função “E” e em (c) as saídas da função “OU Exclusivo”. Nos eixos estão as duas possíveis entradas sendo as respectivas saídas apontadas por quadrados (■ =1) e círculos (● =0).

Esta restrição quanto à classificação de padrões somente linearmente separáveis é apontada em um livro intitulado “*Perceptron: an introduction to computational geometry*”, publicado por Minsky e Papert em 1969. Como a principal consequência desta constatação, houve o desencorajamento de grande parte dos pesquisadores em continuar suas pesquisas em RNA (BARRETO, 2001).

Esta fase perdurou até a publicação do trabalho de Hopfield (1982) e a apresentação do algoritmo para o treinamento de redes multi-camadas (regra de retropropagação) desenvolvido por Rumelhart em 1986. A partir de então, as redes neurais voltaram a ser pesquisadas e utilizadas, principalmente em áreas multidisciplinares (BARRETO, 2001).

### 3.3.3 Redes Multi-Camadas Diretas

Uma rede neural artificial é composta por um ou mais neurônios, interligados entre si através de pesos sinápticos. A maneira como estes neurônios são organizados determina a topologia da RNA. Há várias topologias, mas somente a topologia direta é tratada neste trabalho.

Na topologia direta, os neurônios são agrupados em camadas. A camada que recebe os valores de entrada, ou em analogia ao sistema nervoso, os estímulos externos, é denominada

camada de entrada. A resposta da RNA é obtida na análise das ativações dos neurônios da última camada, denominada camada de saída. As camadas ocultas ou intermediárias são as camadas existentes entre a camada de entrada e saída. A Figura 3.12 apresenta uma rede neural direta com a camada de entrada composta por 3 neurônios, uma camada oculta com 2 neurônios e uma camada de saída também com 3 neurônios.

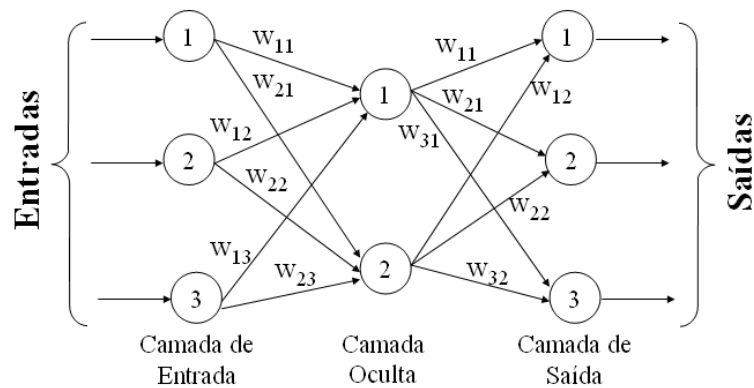


Figura 3.12: Representação de uma rede neural direta com a camada de entrada, uma camada oculta e a camada de saída. Os pesos sinápticos entres os neurônios são determinados pela letra  $w_{ij}$ .

Ao ser apresentada uma informação na camada de entrada, correspondendo à ativação do neurônio, esta é propagada para a camada oculta. Para cada camada intermediária existente na rede, é computada a entrada efetiva de cada neurônio. Em seguida, a entrada efetiva de cada neurônio passa pela função de ativação. A ativação de cada neurônio serve como entrada para os neurônios das próximas camadas, até que ativação alcance a camada de saída. A saída da rede será composta pelo padrão da ativação dos neurônios da camada de saída.

A rede neural direta multi-camada, muitas vezes é também denominada como rede multi-camada perceptron, ou do inglês MLP (*Multi-Layer Perceptron*), ou ainda *Feedforward*.

Apesar da nomenclatura de rede perceptron indicar o uso de neurônios perceptron na mesma, este nome é comumente utilizado para designar as redes diretas. Uma vez que, a característica que difere este tipo de neurônio do apresentado no modelo geral é apenas a sua função de ativação.

### 3.3.4 Algoritmo de Aprendizado

Uma das propriedades conhecidas das RNA é a capacidade de aprendizado e generalização<sup>8</sup>.

O tipo de aprendizado empregado nas redes MLP é o supervisionado, no qual há um treinamento com um conjunto de entradas e as respectivas saídas desejadas. Durante o processo, é calculado o erro a partir da saída obtida pela rede e a saída desejada. Em seguida, é aplicada a regra de treinamento para a correção dos pesos sinápticos. Após o aprendizado do conjunto de treinamento, espera-se que a rede seja capaz de generalizar o conhecimento obtido para outros padrões.

Uma das regras de treinamento mais conhecida é a retropropagação (*backpropagation*), sendo amplamente utilizada para as redes multi-camadas diretas (BARRETO, 2001).

Ao longo do treinamento são apresentados  $n$  pares de padrões à rede  $(X_n, D_n)$ , onde  $X_n$  são os padrões de entrada e  $D_n$ , os respectivos padrões de saída desejados. À medida que os padrões do conjunto  $X_n$  são apresentados à rede, as ativações dos neurônios propagam-se pelas camadas da rede até alcançarem a camada de saída, gerando a saída de rede  $(Y_n)$ . Assim, é possível calcular o erro entre a saída esperada e a resposta da rede. O algoritmo de retropropagação busca minimizar este erro ao longo do processo de treinamento através da correção dos pesos sinápticos.

A rapidez e a precisão do processo de atualização dos pesos é controlada pela taxa de aprendizado ( $\mu$ ). Este processo é realizado até que seja alcançado o critério de parada, normalmente um valor máximo permitido para o erro.

Após a apresentação de todos  $n$  padrões que compõem o conjunto  $(X_n, D_n)$  e a referida atualização dos pesos, uma época é concluída. A correção dos pesos pode ser realizada após a apresentação de cada padrão, determinando o modo de treinamento por padrão. No modo

---

<sup>8</sup>A generalização é a capacidade de uma rede, a partir do aprendizado obtido com um conjunto de treinamento, ser capaz de mapear os pares entrada-saída de um conjunto diferente do utilizado para o treinamento, de uma forma aproximadamente correta (HAYKIN, 2001).

de treinamento por época, os pesos são alterados após a apresentação de todos padrões, ou seja, após a conclusão da época.

A seguir será apresentado o algoritmo da retropropagação. Para isto será considerada uma rede multi-camada direta, com 3 camadas: uma de entrada, uma intermediária e uma de saída (representada na Figura 3.13 ). O número de neurônios em cada camada é, respectivamente,  $a$ ,  $b$  e  $c$ . A função de ativação dos neurônios desta rede será a logística dada pela equação (3.26).

$$y(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.26)$$

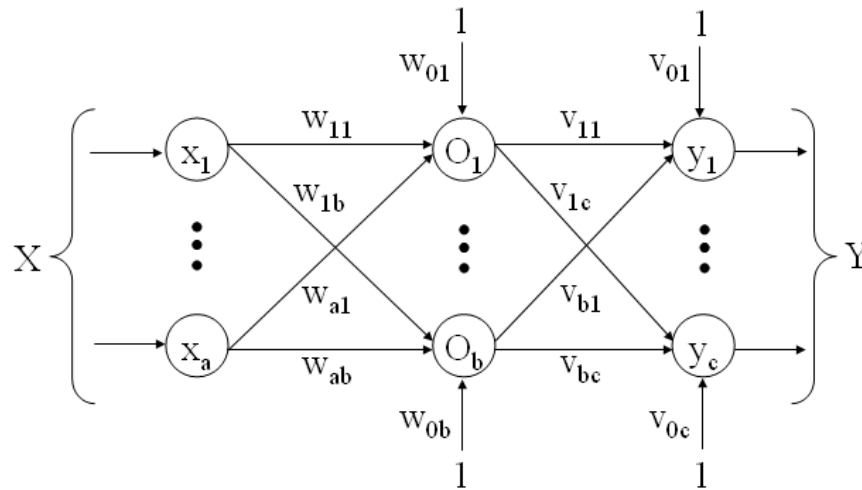


Figura 3.13: Rede neural multi-camada direta para exemplificação do algoritmo de treinamento de retropropagação. A rede é composta por 3 camadas, uma de entrada (com  $a$  neurônios), uma intermediária (com  $b$  neurônios) e uma de saída (com  $c$  neurônios).

Um padrão  $X_i$  de entrada é composto por  $a$  entradas  $(x_1, \dots, x_a)$ , a respectiva saída da rede  $Y_i$  é composta pela saída de  $c$  neurônios  $(y_1, \dots, y_c)$ . Sendo que a polarização (*bias*) é determinada pelo valor 1 e o respectivo peso. Com estas definições, segue a descrição do algoritmo de aprendizado:

1. Inicializar os pesos sinápticos aleatoriamente;
2. Enquanto a condição de parada não for atendida, repita os passos de 3-9;

3. Para cada padrão  $X_i$  ( $i=1\dots n$ ) do conjunto de treinamento  $(X_n, D_n)$ , repetir os passos de 4-9;
4. Atribuir os valores de  $X_i$  como níveis de ativação dos neurônios da camada de entrada;
5. Propagar a ativação da camada de entrada, calculando a ativação (equação (3.27)) dos neurônios da camada oculta.

$$O_j = \frac{1}{1 + e^s}, \forall j = 1, \dots, b \quad (3.27)$$

onde:

$$s = \sum_{k=0}^a (w_{kj} \cdot x_k) \quad (3.28)$$

6. Computar a saída da rede (equação (3.29)) através da propagação da ativação da camada intermediária;

$$y_j = \frac{1}{1 + e^s}, \forall j = 1, \dots, b \quad (3.29)$$

onde:

$$s = \sum_{k=0}^b (v_{kj} \cdot O_k) \quad (3.30)$$

7. Calcular os erros do neurônios da camada de saída ( $\delta_y$ );

$$\begin{aligned} \delta_{yj} &= Erro \cdot f' \\ &= (d_j - y_j) \cdot (y_j) \cdot (1 - y_j), \forall j = 0, \dots, c \end{aligned} \quad (3.31)$$

onde  $f$  é a função logística e  $f'$  é sua derivada. A equação (3.32) determina o valor utilizado para a correção dos pesos da camada de saída.

$$\Delta v_{kj} = \mu \cdot \delta_{yj} \cdot y_j, \forall k = 0, \dots, b \text{ e } \forall j = 0, \dots, c \quad (3.32)$$



8. Calcular os erros do neurônios da camada oculta ( $\delta_o$ );

$$\begin{aligned}\delta_{oj} &= f' \cdot \sum_{k=1}^c (\delta_{yk} \cdot w_{kj}) \\ &= O_j \cdot (1 - O_j) \cdot \sum_{k=1}^c (\delta_{yk} \cdot w_{kj}), \forall j = 0, \dots, b\end{aligned}\quad (3.33)$$

onde  $f$  é a função logística e  $f'$  é sua derivada. O ajuste dos pesos é determinado pela equação (3.34):

$$\Delta w_{kj} = \mu \cdot \delta_{oj} \cdot O_j, \forall k = 0, \dots, a \text{ e } \forall j = 0, \dots, b \quad (3.34)$$

9. Ajustar os pesos;

$$v_{kj} = v_{kj} + \Delta v_{kj}, \forall k = 0, \dots, b \text{ e } \forall j = 0, \dots, c \quad (3.35)$$

$$w_{kj} = w_{kj} + \Delta w_{kj}, \forall k = 0, \dots, a \text{ e } \forall j = 0, \dots, b \quad (3.36)$$

Pelo algoritmo, nota-se que para sua utilização é necessário que as funções de ativação dos neurônios da RNA sejam contínuas, permitindo a sua derivação. A função de ativação tangente hiperbólica definida pela equação (3.24) é derivável e pode ser aplicada no algoritmo de retropropagação. O mesmo não ocorre para as funções tipo degrau (ou binárias).

Sobre o algoritmo, é importante ainda ressaltar que os passos de 5 e 6 correspondem à fase para frente, onde um exemplo do padrão de entrada é apresentado à rede e as ativações seguem até a camada de saída, gerando a saída da rede. Na segunda fase do algoritmo, do passo 7 ao 9, ocorre a computação e a propagação do erro calculado com base na saída obtida pela rede e a saída esperada, esta fase é conhecida como a retropropagação.

## Capítulo 4

# Implementação do Sistema

Este capítulo tem como objetivo descrever a metodologia empregada para o desenvolvimento do NeoCard, um sistema computacional que desempenha as atividades de processamento, análise e classificação do ECG de pacientes adultos e neonatos.

Para tornar mais simples e clara a descrição, o sistema desenvolvido é apresentado em três etapas:

- Pré-Processamento - nesta etapa, através de métodos não-lineares, ocorre a eliminação dos ruídos que comumente acometem o ECG, condicionando o sinal para as etapas seguintes;
- Detecção das Características - utiliza principalmente as *wavelets* para detectar as ondas características do sinal de ECG e, desta forma, também os intervalos e segmentos. Assim, são extraídas informações sobre o sinal;
- Análise e Classificação dos Batimentos Cardíacos - analisa o sinal, indicando alterações relacionadas com a duração dos intervalos e segmentos. Através da aplicação de parâmetros extraídos do sinal como entrada para uma RNA, classifica-se os batimentos cardíacos quanto a possíveis arritmias.

A Figura 4.1 representa cada uma destas etapas, juntamente com as principais ferramentas empregadas no desenvolvimento de cada fase.

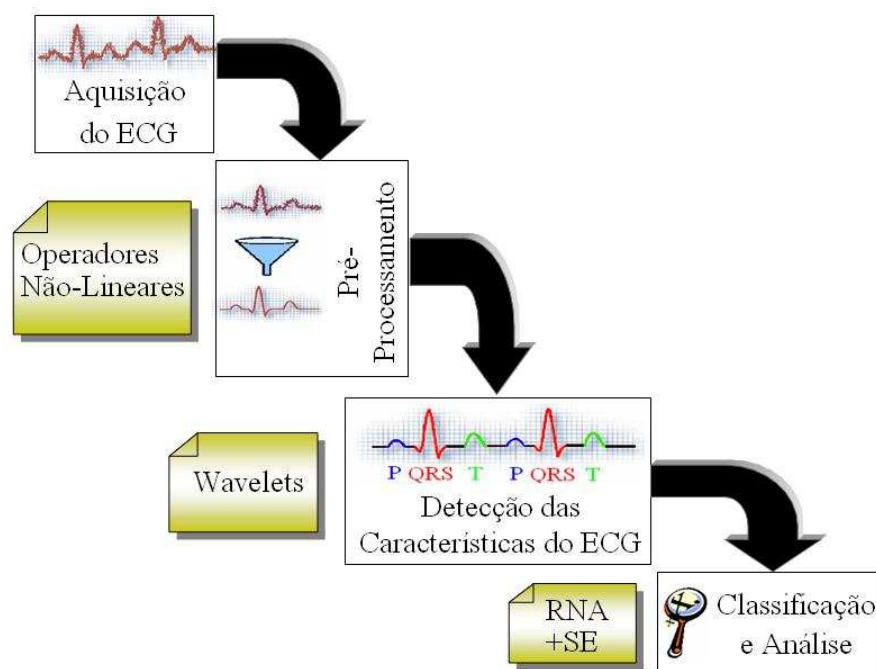


Figura 4.1: Diagrama de blocos do sistema NeoCard, dividido em três etapas: pré-processamento do sinal captado, detecção das características do ECG e sua análise e classificação dos batimentos. Ao lado de cada etapa desenvolvida estão as ferramentas predominantemente utilizadas.

O sistema NeoCard é implementado no ambiente de programação C++ Builder, versão 5.0 (Borland Inc.), empregando a linguagem de programação C++ e o paradigma orientado a objetos. Optou-se por esta linguagem e ambiente devido aos conhecimentos e experiências prévios do desenvolvedor, além das conhecidas características de robustez do ambiente e as facilidades oferecidas para o desenvolvimento da interface.

No entanto, todos algoritmos foram primeiramente implementados e testados no ambiente de programação MATLAB (MathWorks Inc.). Uma vez que este ambiente permite uma rápida visualização do resultado, sem que seja necessário despendar tempo em tarefas para exibição dos resultados em gráficos.

Assim, após a implementação, testes, ajustes e validação do algoritmo no ambiente MATLAB, este é adequadamente implementado no ambiente C++ Builder.

As próximas seções deste capítulo descrevem, em detalhes, a implementação de cada uma das etapas. Primeiramente, é abordada a aquisição dos registros de ECG. Em seguida, são descritos todos os procedimentos empregados em cada etapa, desde o pré-processamento do sinal até a classificação dos batimentos cardíacos.

## 4.1 Aquisição dos Dados

Para o teste e validação do sistema NeoCard são utilizadas duas fontes de sinais eletrocardiográficos: registros de neonatos coletados no Hospital Infantil Joana de Gusmão e registros armazenados na base de dados de arritmias do MIT-BIH.

Os eletrocardiogramas de pacientes neonatos foram registrados no Hospital Infantil Joana de Gusmão, localizado em Florianópolis, utilizando monitores multiparamétricos DX2010 (Dixtal Biomédica Ind. e Com. Ltda.). Este monitor tem como uma de suas funcionalidades permitir que os sinais monitorados sejam armazenados em disquetes de 3,5" no formato MIT-BIH. Todo procedimento de coleta dos sinais de neonatos foi aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Federal de Santa Catarina, sob o número 18/02.

A outra parte dos registros é obtida da base de dados de arritmias MIT-BIH, disponível on-line em <http://www.physionet.org/>. Nesta base de dados são encontrados apenas registros de pacientes adultos na faixa etária entre 23-89 anos. Estes registros são compostos por três arquivos: o arquivo de cabeçalho (.hea) contendo informações sobre o sinal, o arquivo de dados (.dat) composto pelos sinais <sup>1</sup> e o arquivo de anotações (.atr) que contém a classificação de cada batimento do ECG registrado.

---

<sup>1</sup>Normalmente estão registradas mais de uma derivação do mesmo sinal e estas são armazenadas no mesmo arquivo de dados.

## 4.2 Pré-Processamento

Conforme apontado por alguns autores (CHU; DELP, 1989; LESKI, 2002; SUN et al., 2003) os filtros digitais convencionais são pouco eficientes para remoção do ruído impulsivo resultante da interferência da rede (60Hz) e atividades musculares. Outro ruído que acomete muito o ECG é o chamado de variação da linha de base (*baseline drift*), causado principalmente pela respiração e movimentos do paciente.

Como alternativa aos filtros digitais convencionalmente empregados foi investigada a utilização de filtros não-lineares para a remoção dos principais ruídos que corrompem o sinal eletrocardiográfico. Esta técnica foi escolhida para tentar solucionar o problema de pouca eficiência para remoção do ruído impulsivo por parte dos filtros digitais convencionais e pelos resultados obtidos no emprego de operadores não-lineares no pré-processamento do ECG (CHU; DELP, 1989, 1990; SUN et al., 2002, 2003).

Neste trabalho dois filtros não-lineares são empregados: os operadores morfológicos (também nomeado filtros morfológicos) e o filtro da média alfa-*trimmed* adaptativo.

A utilização dos filtros morfológicos no pré-processamento de ECG surgiu com Chu e Delp (1989) e aprimorada por Sun et al. (2003). A metodologia desenvolvida consiste no aninhamento de operações de abertura e fechamento utilizando tamanhos diferentes de elementos estruturantes para a eliminação do ruído impulsivo e linha de base.

O esquema resumido é apresentado na Figura 4.2. Primeiramente, são removidos os picos e vales de maior frequência que representam o ruído impulsivo utilizando um elemento estruturante. Após esta etapa, novamente o sinal passa pelas operações de abertura e fechamento. A saída desta última etapa é a linha de base que deve ser subtraída do sinal já filtrado na fase anterior.

O tamanho do elemento estruturante, conforme mencionado, está relacionado com a frequência de amostragem do sinal. Nos experimentos de Chu e Delp (1989), e Sun et al. (2003), o sinal adquirido possui frequência de amostragem de 240Hz e os tamanhos dos ele-

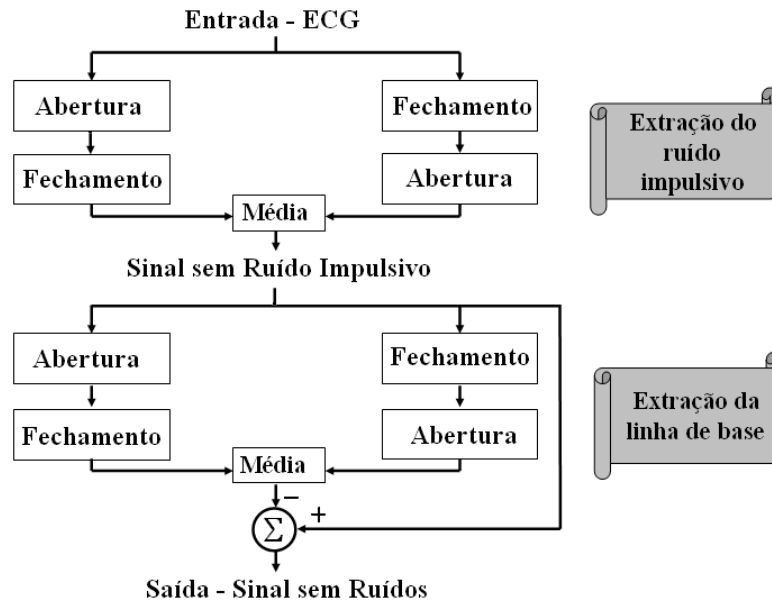


Figura 4.2: Esquema de representação do algoritmo para remoção de ruídos do ECG através de filtros morfológicos. Na primeira etapa, utiliza-se um elemento estruturante de tamanho pequeno para a eliminação do ruído impulsivo. A saída da segunda etapa é a linha de base obtida utilizando um elemento estruturante de tamanho grande, esta é subtraída do sinal filtrado na fase anterior.

mentos estruturantes empregados no pré-processamento para remoção do ruído impulsivo e linha de base foram 5 e 41, respectivamente.

Este método apresenta bons resultados, no entanto, ao examinar de forma detalhada o sinal de saída, percebe-se uma atenuação dos picos dos complexos QRS do sinal durante a eliminação do ruído impulsivo (Figura 4.3).

Assim, houve a necessidade de investigar um outro tipo de filtro que não causasse a referida atenuação. Como os filtros *alfa-trimmed* são muito empregados na remoção de ruído impulsivo (RESTREPO; BOVIK, 1988; CHU; DELP, 1990; ÖTEN; FIGUEIREDO, 2004), testou-se sua aplicação no ECG.

Para que os picos do complexo QRS não fossem atenuados, quando estes são detectados aplica-se um filtro da média *alfa-trimmed* adaptativo com valor de  $\alpha_1=0,4$ , significando que apenas poucas amostras são consideradas. No restante do sinal, todas amostras da janela são consideradas, equivalendo a um filtro da média móvel. O processo adaptativo é descrito na

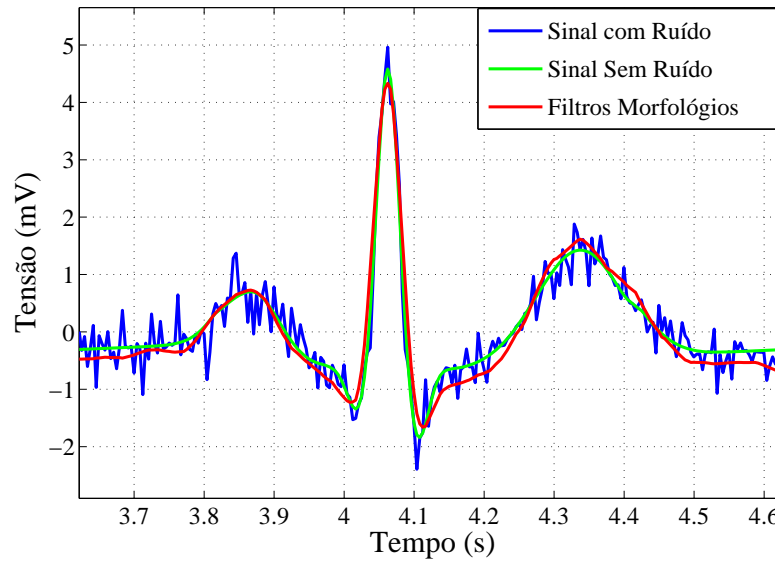


Figura 4.3: Resultado da aplicação dos filtros morfológicos em um sinal de ECG simulado. A linha azul representa o sinal acrescido de ruído, o sinal simulado (sem ruído) é determinado pela linha verde e a linha vermelha mostra o resultado da eliminação do ruído utilizando os filtros morfológicos implementados.

equação (4.1).

$$y(i) = \begin{cases} m(\alpha_1 = 0,4) & \text{se } H(i) \geq \tau_1 \text{ ou } H(i) \leq \tau_2 \\ m(0) & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (4.1)$$

onde  $y(i)$  é a resposta do filtro para a  $i$ ésima amostra,  $H(i)$  é a informação obtida sobre a amostra  $i$  e  $\tau_1$  e  $\tau_2$  são limiares observados para a aplicação dos possíveis valores de  $\alpha$  (0 ou 0,4).

Os picos do complexo QRS, tanto os positivos quanto os negativos, são detectados de forma simples, através da primeira derivada do sinal, definida na equação (4.2).

$$H(i) = x(i) - x(i-1) \quad (4.2)$$

onde  $x$  é o sinal de entrada. Constrói-se um vetor da derivada de todos os pontos do sinal ( $H(i)$ , utilizado na equação (4.1)). Os limiares  $\tau_1$  e  $\tau_2$ , utilizados na equação (4.1) equivalem, respectivamente, a uma porcentagem (45%) do valor máximo e mínimo globais de  $H$ .

Logo, para o pré-processamento do sinal de ECG, emprega-se uma técnica híbrida que

aplica os dois referidos métodos: os filtros morfológicos para a eliminação da linha de base e o filtro da média alfa-*trimmed* adaptativo para remoção do ruído impulsivo (Figura 4.4).

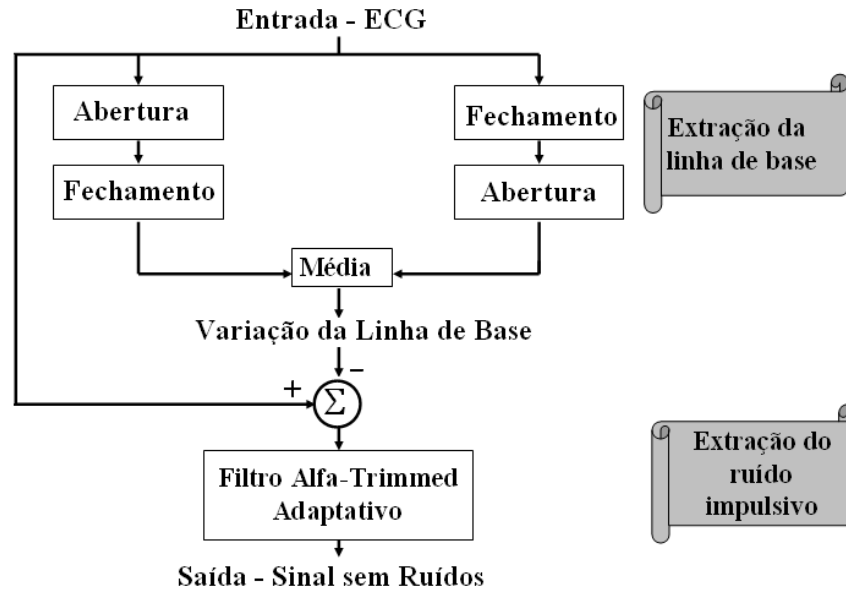


Figura 4.4: Diagrama representando o algoritmo para remoção de ruídos do ECG através de filtros morfológicos e o filtro da média alfa-*trimmed* adaptativo. Na primeira etapa a linha de base é eliminada através dos filtros morfológicos. O ruído impulsivo é removido utilizando o filtro da média alfa-*trimmed* adaptativo.

Os valores empregados para o tamanho do elemento estruturante utilizado na extração da linha de base é equivalente a uma ponderação da frequência de amostragem do sinal ( $f_s$ ), definida através de testes como 40% ou  $tamanho_k = 0,4 \cdot f_s$ .

Para o tamanho da janela aplicada para a extração do ruído impulsivo, os melhores resultados foram obtidos com valores entre 5-9, dependendo de  $f_s$ .

Em Palodeto e Marques (2005), este procedimento é denominado OMFAT (Operadores Morfológicos e Filtro Alfa-*Trimmed*) para facilitar sua comparação com outros métodos de remoção de ruídos de ECG. Esta denominação também é empregada ao longo do texto para simplificar a referência a este método de pré-processamento do sinal eletrocardiográfico que utiliza os operadores morfológicos para remoção da linha de base e o filtro da média alfa-*trimmed* adaptativo para eliminação do ruído impulsivo.



### 4.3 Detecção de Características do ECG

Após o condicionamento do sinal, na etapa de pré-processamento, é realizada a detecção das características do ECG. Nesta fase, são detectadas as ondas do ECG e, conseqüentemente, os seus segmentos e intervalos. Isto permite a extração de informações relacionadas à amplitude, à duração e à morfologia de cada componente.

A variação da morfologia das ondas ao longo do tempo é dependente do paciente e suas condições fisiológicas. Além disso, a presença de ruído no sinal de ECG é outro fator que dificulta o desenvolvimento de algoritmos para a detecção da onda P, do complexo QRS e da onda T (ADDISON, 2005).

Ao considerar estas restrições, a ferramenta aplicada nesta etapa são as *wavelets*, devido aos seguintes fatores:

- Menor sensibilidade ao ruído presente no ECG, permitindo a detecção das características do ECG mesmo quando este apresenta um considerável nível de ruído (KADAMBE et al., 1999);
- Possibilidade de obter informações quanto à morfologia dos componentes do sinal (MICHAELIS et al., 1993);
- Resultados satisfatórios e muitas vezes superiores em relação a sensibilidade e especificidade, na detecção das ondas, intervalos e segmentos quando comparados aos obtidos por outros algoritmos (KÖHLER et al., 2002).

Após a definição da ferramenta a ser empregada na detecção das características do ECG, o próximo passo é definir qual família de *wavelets* empregar. Há várias famílias conhecidas (e.g. Daubechies, Gaussiana e Morlet). Se nenhuma das famílias existentes satisfazem os objetivos, *wavelets* específicas para solução do problema podem ser criadas, seguindo as restrições descritas na Seção 3.2.1.

O estudo do desempenho de cada família de *wavelet* ou o desenvolvimento de uma específica para a detecção dos componentes do ECG demandaria muito tempo e consistiria,

por si só, um considerável trabalho de pesquisa. Assim, com base nos estudos relatados na literatura (LI et al., 1995; SAHAMBI et al., 1997; GARCIA, 2005), optou-se pela *wavelet* determinada pela **primeira derivada da função gaussiana**. A principal vantagem desta *wavelet* é que além de seus pontos de máximo e mínimo fornecerem singularidades sobre o sinal, os cruzamentos por zero determinam pontos de máximo ou mínimo do sinal (conforme pode ser visualizado na Figura 4.5).

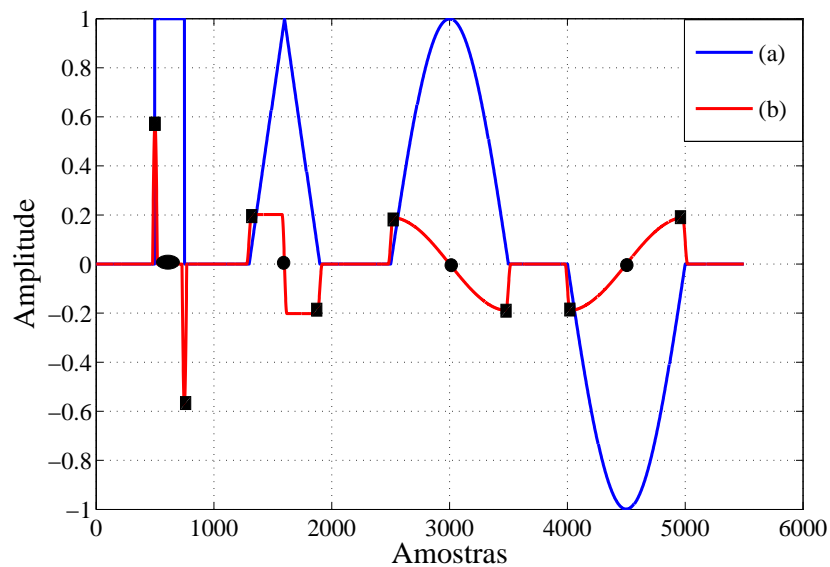


Figura 4.5: Exemplo da aplicação da transformada *wavelet* em diversos tipos de ondas (a). Sendo (b) o resultado da TW, destacando que os pontos de máximo e mínimo do sinal são determinados por cruzamentos por zero na TW, apontados por •. A TW também ressaltar, no seu pontos de máximo e mínimo (apontados por ■), singularidades do sinal.

As informações sobre o sinal providas pelas *wavelets* permitem seu emprego para a detecção das ondas do ECG. De modo geral, o algoritmo para detecção das características das ondas, segmentos e intervalos do ECG pode ser visualizado na Figura 4.6.

Conforme ilustrado na Figura 4.6, primeiramente, o sinal<sup>2</sup> é interpolado para uma frequência de amostragem aproximada a 1000Hz adotando a interpolação linear. Com a maior frequência de amostragem é possível utilizar um maior número de escalas na TW.

Neste ponto, cabe ressaltar que a TW atua como um filtro passa-faixa na função e/ou

<sup>2</sup>Os arquivos utilizados no trabalho possuem como frequência de amostragem os valores de 250Hz ou 360Hz, dependendo da base de dados utilizada. Os arquivos da base de dados do MIT-BIH são amostrados em 360Hz, já os arquivos registrados em pacientes neonatos possuem frequência de amostragem de 250Hz.

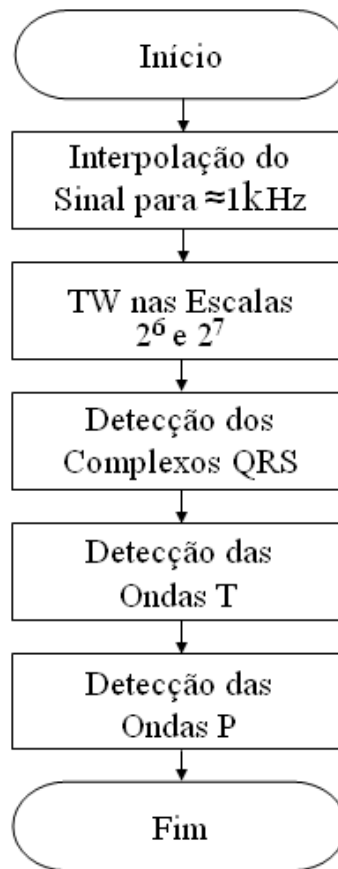


Figura 4.6: Diagrama de blocos do algoritmo para detecção das características do ECG.

sinal na qual é aplicada, a frequência de amostragem do sinal e a escala da TW determinam a banda de passagem deste filtro.

A Tabela 4.1 indica a frequência central da banda de cada escala calculada para a *wavelet* empregada (primeira derivada da gaussiana).

Tabela 4.1: Valores aproximados para a frequência central e a banda de passagem (3dB) em cada escala da transformada *wavelet*, considerando o sinal amostrado na frequência de 1KHz.

Escalas	Frequência Central	Banda de Passagem (3dB)
$2^3$	150Hz	35-265Hz
$2^4$	82Hz	15-149Hz
$2^5$	40,5Hz	7-74Hz
$2^6$	19Hz	3,5-34,5Hz
$2^7$	8,65Hz	0,7-16,6Hz

Tipicamente, as componentes de frequência que compõem o complexo QRS situam-se dentro da faixa de 10 Hz a 25 Hz (SAHAMBI et al., 1997). Já o espectro de potência das ondas P e T situa-se no intervalo de 0,5 Hz a 10 Hz, variações na linha de base e artefatos de movimento situam-se na faixa de 0,5 Hz a 7 Hz (SAHAMBI et al., 1997). Assim, frequências de interesse no ECG são as que abrangem os complexos QRS e as ondas P e T, sendo delimitadas pelas escalas  $2^6$  e  $2^7$ , respectivamente.

Após a definição das escalas a serem utilizadas na detecção das características do ECG, é realizada a transformada *wavelet* do sinal na escala determinada. Uma maneira bem simples de computar a TW de um sinal considera que amostras da *wavelet* filha determina os coeficientes do correspondente filtro FIR (*Finite Impulse Response*) (VRHEL et al., 1997). Uma vez obtidos os coeficientes<sup>3</sup> na escala desejada, basta aplicá-los ao sinal através da operação de convolução, para obter a TW do sinal na escala escolhida (VRHEL et al., 1997).

Na continuidade do esquema do algoritmo descrito na Figura 4.6, as próximas etapas referem-se à detecção das ondas do ECG e são detalhadas nas seções seguintes.

### 4.3.1 Detecção do Complexo QRS

O complexo QRS é o primeiro a ser detectado, pois as ondas R apresentam, geralmente as maiores amplitudes do ECG, o que também irá resultar em uma maior amplitude da TW (Figura 4.7). Para detecção deste complexo, conforme a faixa de frequência ocupada pelo complexo QRS (entre 10Hz-25Hz), utiliza-se a TW do sinal na escala  $2^6$ .

Uma maneira de visualizar o algoritmo empregado na detecção dos complexos QRS do ECG é apresentada através de um fluxograma mostrado na Figura 4.8.

Os passos do fluxograma (Figura 4.8) são explicados quando se considera o algoritmo composto das seguintes etapas:

1. Construir o vetor de máximos em módulo (MM - *Modulus Maxima*) da transformada

---

<sup>3</sup>Para o cálculo da TW do ECG em ambas escalas ( $2^6$  e  $2^7$ ) foram utilizados 41 coeficientes.

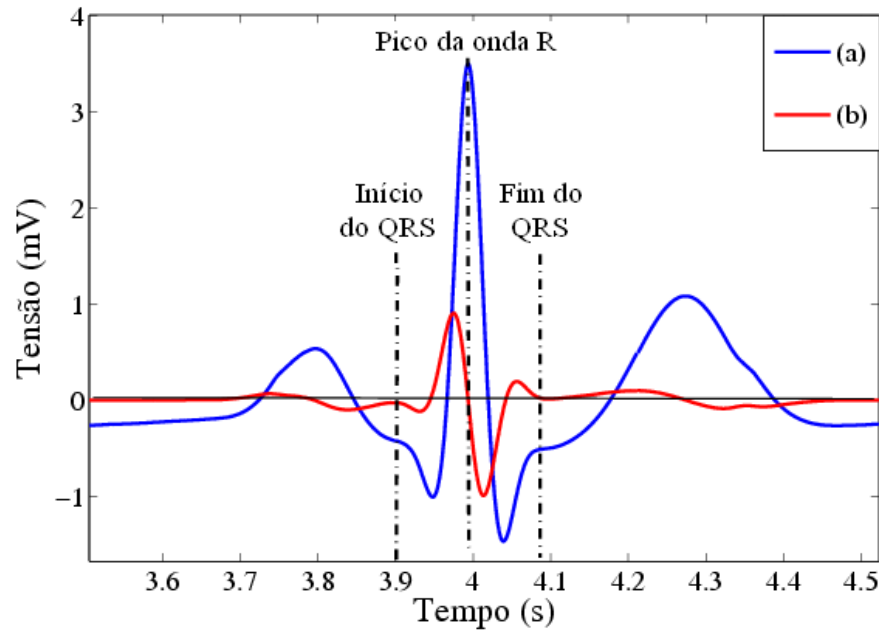


Figura 4.7: Exemplo da aplicação da transformada *wavelet* em um ECG simulado (a). A TW do ECG utilizando como *wavelet* filha a primeira derivada da função gaussiana na escala  $2^6$ , destacando que o pico da onda R é determinado por cruzamento por zero entre os pontos de máximo e mínimo locais da TW. O início e o final do complexo QRS são apontados pelos cruzamentos por zero anterior e posterior a onda R, respectivamente.

*wavelet* do ECG na escala  $64 (2^6)^4$ , armazenando a posição dos pontos de máximos e mínimos locais da TW. Para isso a TW é percorrida e são considerados máximos ou mínimos locais todos pontos cujos valores são superiores (em módulo) a 45% do máximo global da TW (o limiar de 45% foi determinado durante a realização dos testes).

2. Para cada par de valores do vetor MM:

$$I = MM(i), F = MM(i+1)$$

R = cruzamento por zero entre I e F

$QRS_i$  = cruzamento por zero anterior a I

$QRS_f$  = cruzamento por zero posterior a F

<sup>4</sup>Escala na qual está concentrada a faixa de frequência do complexo QRS.

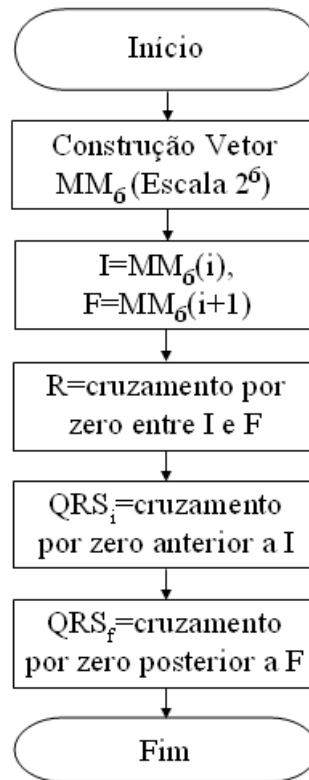


Figura 4.8: Fluxograma para a detecção do início e fim do complexo QRS, bem como o pico da onda R.

### 4.3.2 Detecção da Onda T

Após a detecção do complexo QRS, são identificadas no sinal de ECG as ondas T. Estas são consideradas como as ondas de maior amplitude entre dois complexos QRS consecutivos. A Figura 4.9 mostra a TW de um ECG simulado para que seja observada, através das linhas tracejadas, os cruzamentos por zero que identificam o início, o pico e o final da onda T.

De maneira formal, a Figura 4.10 descreve o algoritmo para detecção da onda T. Analisando este fluxograma empregado na detecção do início, pico e fim da onda T, nota-se que a grande diferença em relação à detecção do complexo QRS está na construção do vetor de máximos em módulo (MM). No caso da detecção da onda T a *wavelet* filha é escalonada por  $2^7$ . Além disso, o vetor  $MM_7$  armazena apenas os valores de máximo e mínimo localizados entre duas ondas R consecutivas. Estes valores de máximos locais em módulo são utilizados para determinar o início, o pico e o fim da onda T.

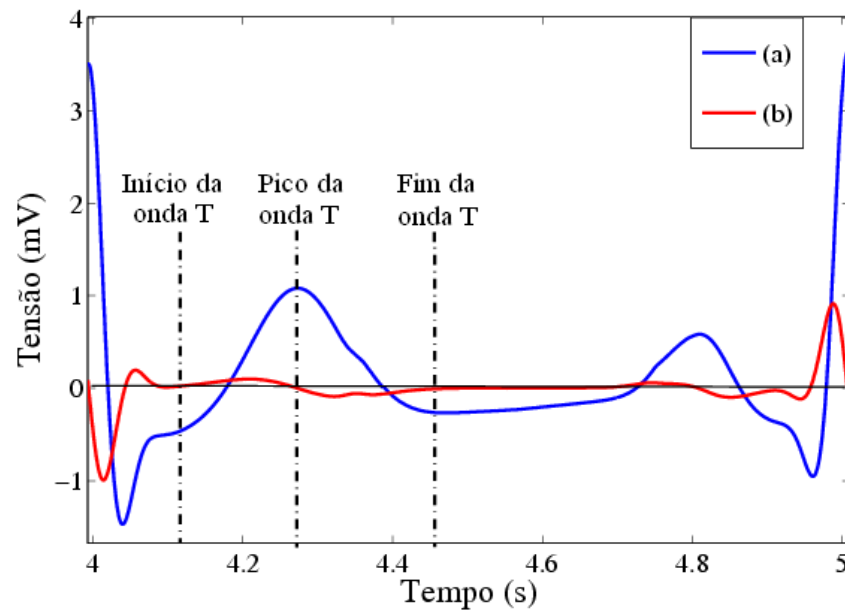


Figura 4.9: Exemplo da aplicação da TW (b) para detecção da onda T em um ECG simulado (a). As linhas tracejadas apontam os cruzamentos por zero que determinam o início, o pico e o final da onda T.

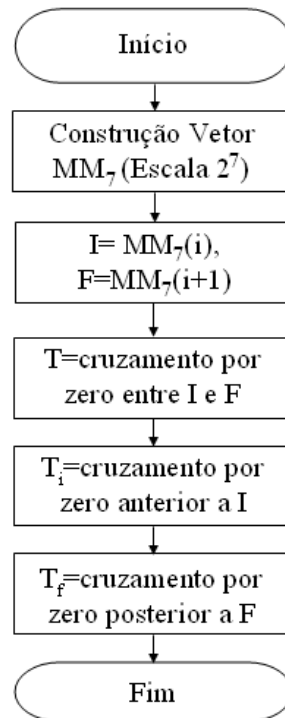


Figura 4.10: Fluxograma para a detecção do início, do final e do pico da onda T do EGG.

### 4.3.3 Detecção da Onda P

A onda P, por sua vez, é a onda de menor amplitude do ECG, não sendo registrada em algumas derivações (LI et al., 1995; SAHAMBI et al., 1997). Basicamente, dois métodos são relatados na literatura para detecção das ondas P:

1. Janelamento: considera que a onda P estará localizada numa janela determinada por um certo período de tempo e anterior ao complexo QRS;
2. Cancelamento QRS-T: retira do sinal do eletrocardiográfico a ser analisado, os complexos QRS e as ondas T (já detectados) para identificar as ondas P. Um dos exemplos da utilização deste método é discutida por Senhadji et al. (2002).

Como o sistema NeoCard é aplicado na identificação de possíveis arritmias que acometem o ECG, é evidente a impossibilidade de empregar o método de janelamento para detecção das ondas P. Pois, neste caso, a detecção destas ondas sofreria influência da ausência ou das repetições das demais ondas do ECG.

A solução empregada desconsidera, durante a construção do vetor  $MM$ , os máximos em módulos compreendidos entre os complexos QRS e as ondas T. Ou seja, a  $TW$  do sinal na escala  $2^7$  têm seus valores alterados para zero nos intervalos correspondentes às ondas QRS-T de um batimento. Assim, o vetor  $MM'_7$  contém os máximos em módulo da  $TW$  do ECG considerando apenas as possíveis ondas P.

Após a construção do vetor  $MM$ , o restante do processo de detecção das ondas P segue o algoritmo empregado para detecção das demais ondas (Figura 4.11). Considerando o cruzamento por zero entre os máximos em módulo o pico da onda P, enquanto os cruzamentos por zero anterior e posterior aos pontos de  $MM'_7$  determinam início e o final da onda.

A Figura 4.12 aponta a  $TW$  na escala  $2^7$  de um ECG simulado com valores equivalentes a zero nos trechos entre o início do complexo QRS e o final da onda T, conforme descrito pelo algoritmo. As linhas tracejadas indicam os cruzamentos por zero que apontam o início, o pico e o final da onda P.



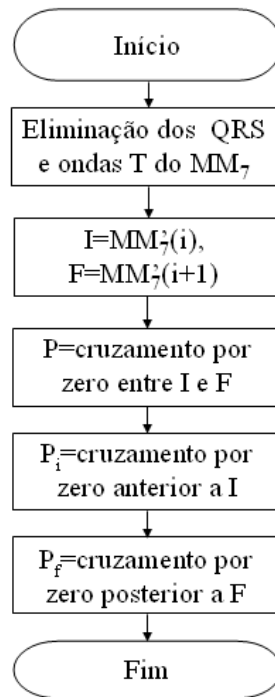


Figura 4.11: Fluxograma do algoritmo para a detecção do início, do final e do pico da onda P do EGG.

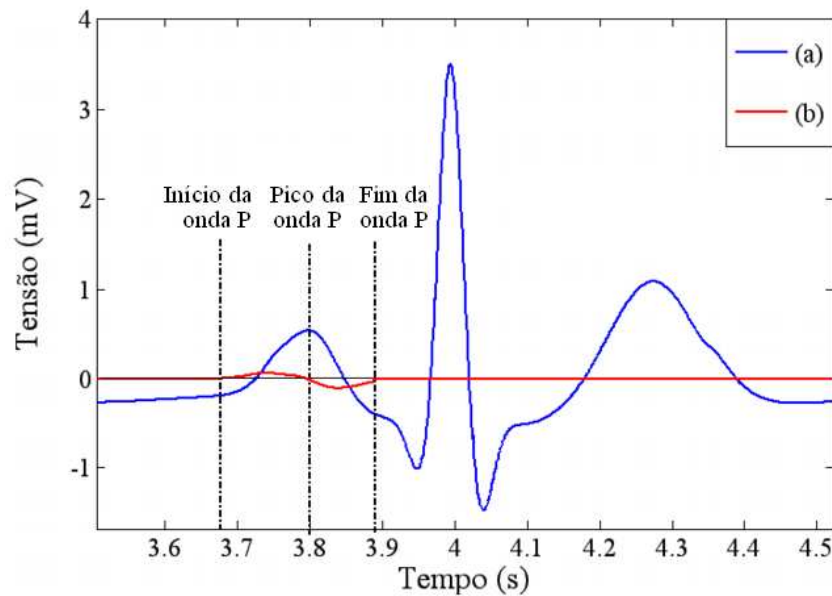


Figura 4.12: Exemplo da aplicação da TW com a eliminação do complexo QRS e das ondas T já detectadas (b) para detecção da onda P em um ECG simulado (a). As linhas tracejadas apontam os cruzamentos por zero que determinam o início, o pico e o final da onda P.

## 4.4 Análise e Classificação do ECG

Nas etapas anteriores (pré-processamento e detecção das características do ECG), os algoritmos desenvolvidos e testados em arquivos coletados de pacientes adultos (obtidos no MIT-BIH) podem ser aplicados em registros eletrocardiográficos de neonatos sem qualquer ônus. Pois, as diferenças observadas no ECG ao longo do desenvolvimento do recém-nascido até a fase adulta apenas influenciam a interpretação deste sinal. Assim, apenas na etapa de análise e classificação do ECG a idade do paciente deve ser levada em consideração.

Após a identificação das ondas que compõem o sinal eletrocardiográfico e, conseqüentemente, dos intervalos e segmentos, o próximo passo é utilizar estes dados para obter mais informações sobre o ECG. Auxiliando no diagnóstico de algumas cardiopatias e principalmente de arritmias.

Dentre as arritmias diagnosticadas com maior frequência, destacam-se as taquicardias, bradicardias e as extra-sístoles ventriculares (ESV) (MALMIVUO; PLONSEY, 1995; TANEL; RHODES, 2001; HOFFMAN et al., 2002). Estas arritmias podem ser divididas em duas classes, as diagnosticadas através do ritmo e as diagnosticadas através da morfologia das ondas. Neste trabalho, também é considerado o diagnóstico de bloqueios nos ramos do feixe de His, anomalia também observada no ECG pela alteração na morfologia das ondas do complexo QRS.

Com base nas classes nas quais foram divididas as cardiopatias listadas acima, há duas aplicações para as informações extraídas com as detecções dos componentes do ECG:

- **Análise:** contempla a utilização das informações referentes ao início, posição do pico e o final de cada onda para determinar alterações na duração dos segmentos e intervalos mais importantes;
- **Classificação:** através das características morfológicas dos batimentos cardíacos é realizada a classificação destes quanto a possíveis arritmias.

Assim, esta seção é subdividida para organizar a descrição da metodologia aplicada em cada uma das etapas listadas acima.

#### 4.4.1 Análise do Sinal Eletrocardiográfico

Uma vez detectadas as ondas, é possível extrair informações importantes como a duração dos intervalos e segmentos. Dentre estes os principais são:

- Intervalo PP: o intervalo entre os picos das ondas P determina o ritmo sinusal, ou seja, a frequência com a qual os átrios se contraem;
- Intervalo RR: considera o intervalo de tempo entre os picos das ondas R e é responsável pela frequência cardíaca (FC);
- Intervalo PR: este intervalo é determinado pelo tempo transcorrido entre o início da onda P e o início do complexo QRS. Desta forma, representa o tempo de despolarização dos átrios (onda P) acrescido do intervalo de tempo demandado para o estímulo originado nos átrios chegar aos ventrículos (complexo QRS).
- Intervalo QT: registra o tempo entre o início da onda Q (complexo QRS) e o final da onda T.

Cada um destes intervalos e segmentos têm sua importância no diagnóstico de cardiopatias. Os intervalos PP e RR por determinarem o ritmo sinusal e a frequência cardíaca são utilizados para o diagnóstico de taquicardias e bradicardias.

Através da análise dos intervalos entre as ondas P (PP) e entre as ondas R (RR), é possível diagnosticar um bloqueio no nóculo AV de 3º grau. Uma vez que esta patologia não permitirá a condução dos estímulos gerados nos átrios para os ventrículos, fazendo com que a frequência sinusal e ventricular não coincidam.

O prolongamento da duração do intervalo PR pode indicar a presença de um bloqueio no nóculo AV de 1º grau. Neste grau de bloqueio o estímulo sofre um retardo maior na

condução, aumentando o tempo decorrido entre a contração dos átrios (onda P) e a contração dos ventrículos (complexo QRS).

A análise da duração do intervalo QT permite definir as síndromes do QT Longo e a do QT Curto que são associadas à diversas doenças e podem levar a morte súbita do paciente (SCHWARTZ et al., 1998; BRUGADA et al., 2005).

As informações extraídas sobre a duração das ondas, intervalos e segmentos do sinal eletrocardiográfico passam por um conjunto de regras do tipo **SE...ENTÃO**<sup>5</sup> para indicar o diagnóstico de alguma das cardiopatias descritas acima.

A seguir, são apresentadas duas regras utilizadas para o diagnóstico de taquicardia e bradicardia sinusal:

**SE** idade\_paciente < 1 dia E FC > 154 bpm **ENTÃO** taquicardia sinusal

**SE** idade\_paciente < 1 dia E FC < 93 bpm **ENTÃO** bradicardia sinusal

Para que o sistema cubra todas as possibilidades, principalmente considerando as alterações nos valores normais para os pacientes neonatos ao longo de seu desenvolvimento e os valores para adultos, o sistema especialista (conjunto de regras) deve ser maior, contemplando a faixa de valores normais para cada parâmetro (FC, ritmo atrial, intervalo PR, intervalo QT, etc) em cada idade.

De forma descritiva, o conjunto de regras é formulado para apontar o diagnóstico de:

- Taquicardia Sinusal: quando a frequência de ativação atrial for superior à esperada para a idade do paciente;
- Bradicardia Sinusal: caso o ritmo atrial observado seja inferior ao valor esperado para o paciente;

---

<sup>5</sup>O conjunto destas regras formam um sistema especialista simplificado.

- Taquicardia Ventricular: condição observada quando há seguidas extra-sístoles ventriculares. Sendo caracterizada a partir da terceira ESV consecutiva e enquanto estas ocorrem;
- Irregularidades no Intervalo QT: apontam quando a duração do intervalo QT é superior (QT Longo) ou inferior (QT Curto) ao tempo normal;
- Irregularidades no Intervalo PR: determina alterações no tempo decorrido entre o final da onda P e início do complexo QRS. Lembrando que o bloqueio de 1º grau do nóculo AV é caracterizado por um aumento no intervalo PR;
- Dissociação entre os Ritmos Atrial e Ventricular: ocorre quando o ritmo atrial (dado pelos intervalos entre as ondas P) e a frequência cardíaca (dada pelos intervalos entre as ondas R) não coincidem. Esta condição leva ao diagnóstico do bloqueio de 3º grau do nóculo AV, pois o estímulo gerado no nóculo SA não é conduzido aos ventrículos.

#### 4.4.2 Classificação dos Batimentos Cardíacos

A partir das informações sobre a morfologia dos complexos QRS obtidas através das *wavelets*, os batimentos cardíacos podem ser classificados.

No NeoCard é implementada a classificação dos batimentos cardíacos, levando em consideração as arritmias de maior incidência:

- Normal;
- Extra-Sístole Ventricular (ESV);
- Bloqueio no Ramo do Feixe de His.

Para esta classificação, a ferramenta utilizada são as redes neurais artificiais. A RNA utilizada no trabalho é uma rede multi-camadas direta (*feedforward*) com o algoritmo de treinamento de retropropagação do erro (*backpropagation*).

As simulações e testes foram realizados no MATLAB (MathWorks Inc.) versão 7.0 devido às ferramentas disponíveis neste aplicativo para o desenvolvimento de RNA e a rápida visualização dos resultados obtidos por cada rede neural implementada.

Em relação à topologia, foram testadas redes neurais com uma ou duas camadas internas. Quando utilizada apenas uma camada oculta, o número de neurônios testados nesta camada foi: 15, 25, 50 ou 75. Já no caso de duas camadas intermediárias, estas possuíam: 15 e 7, 25 e 9 ou 50 e 20 neurônios, respectivamente.

Também foram empregados diversos valores para a constante de aprendizado (0,4; 0,5; 0,6; 0,7 e 0,8) para verificar qual alcançaria os melhores resultados sem causar instabilidade na RNA ou tornar o treinamento longo demais.

Nos neurônios de todas camadas, a função de ativação é dada pela função tangente hiperbólica.

Independente do número de camada ocultas e o número de neurônios nestas camadas, a RNA possui 225 neurônios na camada de entrada e 3 neurônios na camada de saída. A entrada da RNA são 225 amostras da TW do sinal na escala  $2^6$  em torno do pico da onda R, ou seja, considerando  $i$  a posição do pico da onda R em um batimento, a entrada da RNA compreende as amostras  $[i - 112, \dots, i + 112]$ , correspondendo ao número médio de amostras do complexo QRS. Estas amostras são normalizadas para compreenderem o intervalo  $[-1, 1]$ . Os três neurônios da camada de saída representam as três possíveis classificações do batimento: normal, extra-sístole ventricular ou bloqueio no ramo do feixe de His. Quando um batimento cardíaco é apresentado à entrada da rede e nenhum neurônio na camada de saída ativa-se (todos possuem valores inferior a 0,7), o batimento é classificado como **indeterminado**.

A topologia da RNA, contendo três camadas (a de entrada com 225 neurônios, a intermediária e a camada de saída com três neurônios) pode ser visualizada na Figura 4.13.

Definida a topologia da rede neural, o próximo passo para sua aplicação é a definição dos conjuntos de treinamento e de validação.

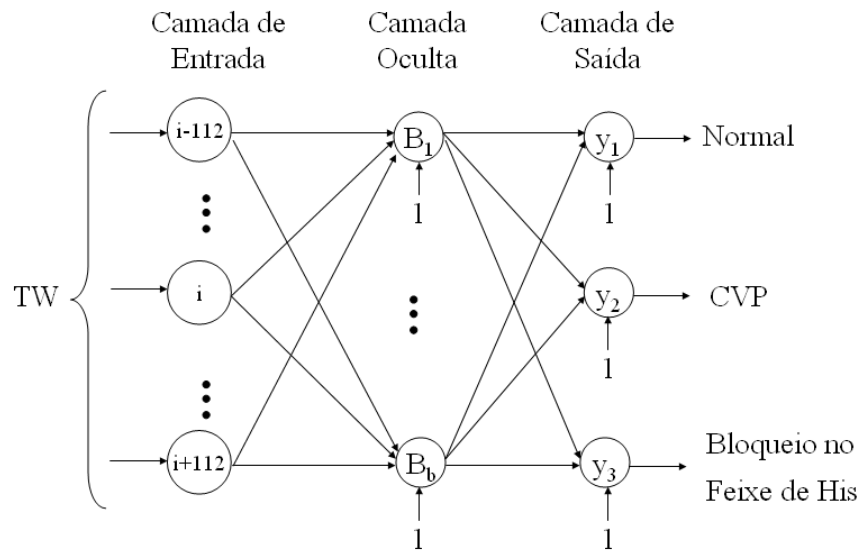


Figura 4.13: Representação da RNA utilizada para a classificação dos batimentos cardíacos. A camada de entrada recebe 225 amostras da transformada *wavelet* (TW) do ECG. Após o processamento na camada de saída é dada a classificação do batimento.

Não há muita informação na literatura sobre a quantidade de padrões de entrada para o treinamento e/ou para o conjunto de validação de uma rede neural para classificação de batimentos cardíacos. Um dos poucos artigos (HOSSEINI et al., In Press) que descreve estes conjuntos utiliza vetores com 400 batimentos normais e 260 batimentos de cada classe patológica. Destes conjuntos metade dos padrões são utilizados para o treinamento e a outra metade para a validação.

Para a RNA implementada neste trabalho, o conjunto de treinamento é extraído da base de dados do MIT-BIH, considerando os arquivos:

- arquivo 100: exemplo de arquivo com batimentos considerados normais;
- arquivo 124: arquivo registrando bloqueio do ramo direito do feixe de His;
- arquivo 200: ECG contendo contrações ventriculares prematuras orientadas para cima;
- arquivo 221: registro de contrações ventriculares prematuras orientadas para baixo (amplitude negativa).

Foram extraídos 250 batimentos de cada classe, totalizando 1000 batimentos no conjunto de treinamento. O treinamento da rede ocorre até que seja atendido o critério de erro quadrático médio (MSE - *Mean Squared Error*)<sup>6</sup> inferior a 0,0001 ( $1 \cdot 10^{-4}$ ) ou 50.000 épocas.

Uma vez treinada, a RNA é validada utilizando um conjunto de batimentos cardíacos diferentes dos utilizados no treinamento. Para a validação foram utilizados os arquivos do MIT-BIH e sinais eletrocardiográficos coletados no Hospital Infantil Joana de Gusmão e marcados por um especialista em cardiologia neonatal.

Após a realização de vários testes com diversos parâmetros, a rede que apresenta o melhor desempenho é implementada no sistema NeoCard, desenvolvido no ambiente de programação C++ Builder 5.0 (Borland Inc.).

---

<sup>6</sup>Este erro é média da soma do quadrado dos erros dos padrões de uma época.



# Capítulo 5

## Resultados

Ao longo deste capítulo os resultados obtidos pelo sistema desenvolvido são apresentados. Com a finalidade de facilitar a análise dos mesmos, os resultados são abordados de modo separado, enquadrando-os de acordo com a fase do trabalho a qual pertencem.

A ordem desta apresentação segue a mesma sequência de operações realizadas no sistema (pré-processamento, seguido da detecção das características do ECG e análise e classificação do sinal eletrocardiográfico). Na última seção, são exibidas as telas do NeoCard responsáveis pela interface entre o usuário e o sistema.

### 5.1 Pré-Processamento

Para avaliar a eficiência do método desenvolvido para remoção de ruídos do ECG são utilizadas duas categorias de testes. A primeira confronta os resultados obtidos pela aplicação de alguns métodos de filtragem de ECG, utilizando sinais reais (da base de dados do MIT-BIH e coletados de pacientes, tanto adultos como neonatos). Uma segunda categoria de teste envolve o pré-processamento de um sinal simulado, gerado através de um programa implementado em MATLAB denominado ECGSYN<sup>1</sup>.

---

<sup>1</sup>O ECGSYN é um programa desenvolvido por Patrick McSharry e Gari Clifford, empregando os algoritmos descritos em (MCSHARRY et al., 2003). Na página <http://www.physionet.org/physiotools/ecgsyn/> (último acesso 15/11/2005) está disponível a implementação em diferentes linguagens de programação.

### 5.1.1 Pré-Processamento do ECG Registrado

Conforme mencionado, são abordados, primeiramente, os resultados obtidos com sinais reais.

A Figura 5.1 apresenta o resultado da aplicação do método desenvolvido (OMFAT) que utiliza filtros morfológicos para a eliminação da linha de base e filtro da média alfa-*trimmed* adaptativo na remoção do ruído impulsivo. Em destaque, são exibidos cada um destes ruídos eliminados.

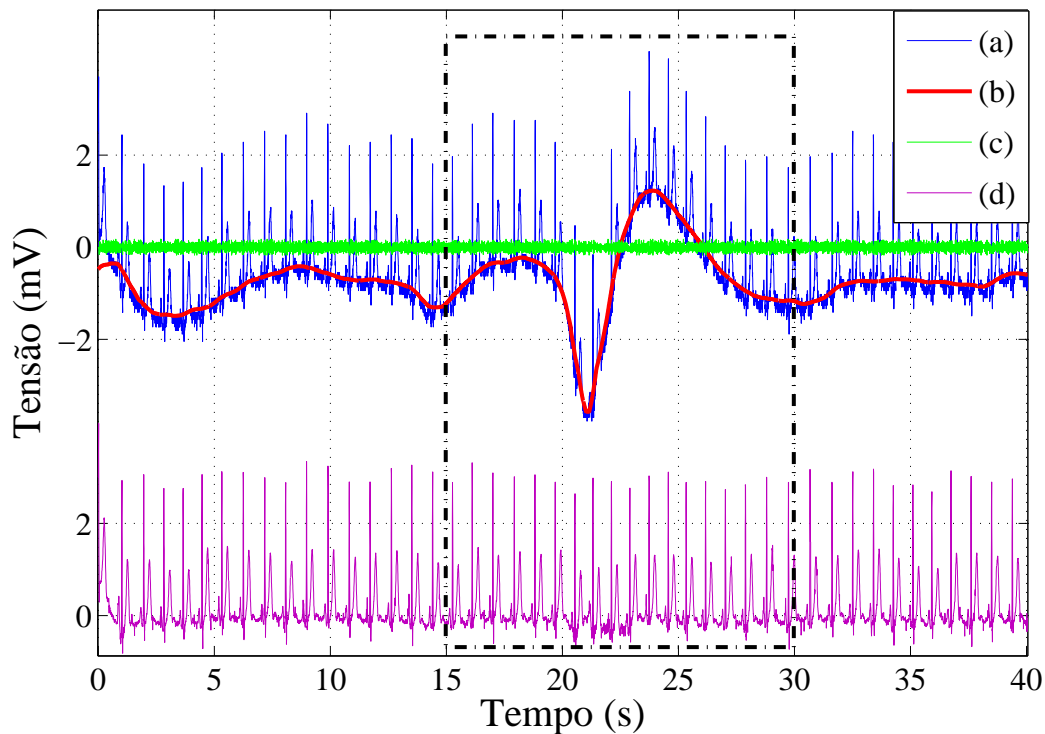


Figura 5.1: Resultado da aplicação do método OMFAT para o pré-processamento do ECG de um indivíduo adulto. Em (a) é mostrado o sinal original, em (b) a linha de base extraída do sinal original, (c) representa o ruído impulsivo removido do sinal original e (d) o sinal filtrado.

Para permitir uma melhor visualização do resultado, a Figura 5.2 mostra uma ampliação da região marcada na Figura 5.1.

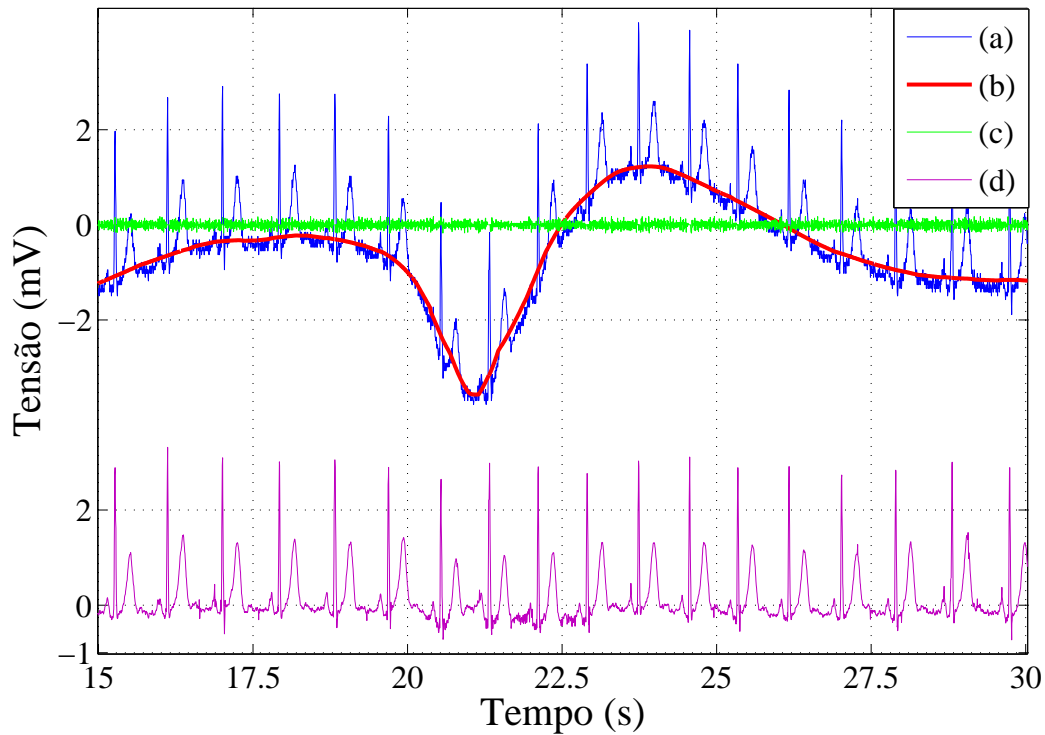


Figura 5.2: Detalhe da Figura 5.1. Sendo que (a) representa o sinal original, (b) a linha de base removida, (c) o ruído impulsivo extraído e (d) o sinal filtrado.

### 5.1.2 Remoção de Ruídos em um ECG Simulado

Para uma melhor análise do desempenho do algoritmo OMFAT na remoção da linha de base e ruído impulsivo do ECG, é utilizado um sinal simulado gerado pelo ECGSYN. Os parâmetros empregados na simulação seguiram os valores padrões recomendados, tendo como frequência de amostragem 240Hz.

Parte do ruído impulsivo é simulado através de uma composição de ruídos gaussianos, determinado pela função de distribuição de probabilidade dada pela equação (5.1) (CHU; DELP, 1989):

$$P(i) = (1 - \varepsilon) \cdot \varphi\left(\frac{i}{\sigma_1}\right) + \varepsilon \cdot \varphi\left(\frac{i}{\sigma_2}\right) \quad (5.1)$$

onde  $\varphi(x)$  é a função de distribuição de probabilidade normal (Gaussiana - média zero e variância igual a 1). Os parâmetros  $\varepsilon$ ,  $\sigma_1$  e  $\sigma_2$  definem o nível do ruído impulsivo. Com o aumento dos valores de  $\sigma_1$  e  $\sigma_2$  a amplitude do ruído aumenta. A frequência da ocorrência

de ruído impulsivo, por sua vez, aumenta com o aumento do valor de  $\epsilon$ .

Já o ruído provocado pela interferência da rede elétrica ( $p$ ), o chamado ruído de 60Hz, foi simulado através de uma função seno com amplitude pico a pico de cerca de 0,333 mV (FRIESEN et al., 1990)<sup>2</sup>.

A linha de base é modelada pela equação (5.2) (CHU; DELP, 1989):

$$b(n) = B + m \cdot n + A \cos \left( 2\pi \cdot \frac{n}{N} + m \right) \quad (5.2)$$

onde  $B$  é o deslocamento em relação à origem (0),  $m$  controla a amplitude dos picos e vales, e  $N$  altera a periodicidade dos ciclos da linha de base.

O sinal acrescido de ruído ( $r$ ) é obtido pela soma do sinal digitalizado simulado ( $s$ ) com os ruídos de linha de base ( $b$ ), o impulsivo ( $i$ ) e o ruído da interferência da rede elétrica ( $p$ ). Sendo determinado pela equação (5.3):

$$r(n) = s(n) + b(n) + i(n) + p(n) \quad (5.3)$$

Os testes são realizados utilizando o mesmo desvio de linha de base, aplicando os valores  $m=0,8$ ,  $A=500$  e  $N=1000$  na equação (5.2). Para o ruído impulsivo, diferentes valores para os parâmetros que determinam sua intensidade ( $\sigma_1$ ,  $\sigma_2$  e  $\epsilon$ ) são empregados, caracterizando diferentes níveis de ruído impulsivo:

- Nível I:  $\sigma_1=2$ ,  $\sigma_2=20$  e  $\epsilon=0,1$ ;
- Nível II:  $\sigma_1=65$ ,  $\sigma_2=650$  e  $\epsilon=0,2$ ;
- Nível III:  $\sigma_1=70$ ,  $\sigma_2=700$  e  $\epsilon=0,3$ .

O significado destes diferentes níveis de ruído, em termos da distorção provocada no sinal, pode ser acompanhado na Figura 5.3.

<sup>2</sup>Esta metodologia foi aplicada por Friesen et al. (1990) na comparação de nove algoritmos de detecção do complexo QRS para diferentes níveis de ruídos.

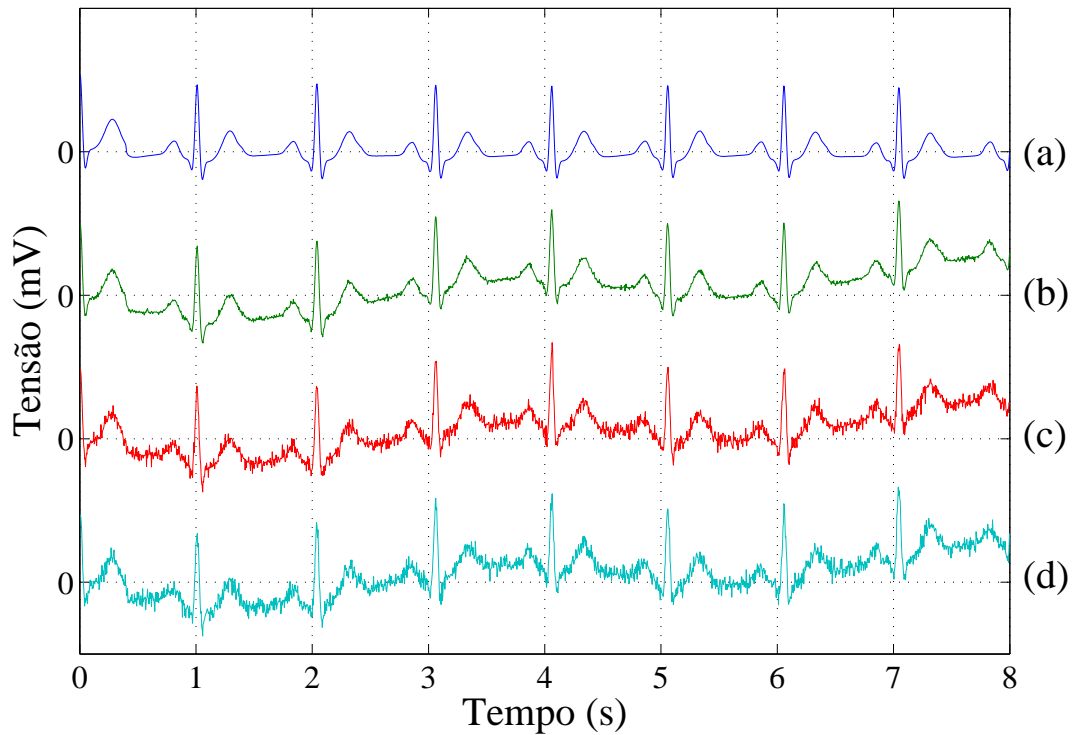


Figura 5.3: Sinal de ECG simulado (a) acometido por ruídos de diferentes níveis. Sendo (b) o nível de ruído I, (c) o nível II e o nível III determinado por (d)

Os resultados nesta seção consideram, também, três diferentes métodos para eliminação de ruídos do ECG:

- Filtros Digitais: empregando um filtro *notch* com frequência de corte equivalente a 60Hz e um filtro *butterworth* passa-alta de 4<sup>a</sup> ordem com  $f_c=0,3\text{Hz}$ ;
- IMABNECG: método desenvolvido por Sun et al. (2003) para eliminação da linha de base e ruído impulsivo do ECG utilizando somente filtros morfológicos. Este método é um aprimoramento do aplicado por Chu e Delp (1989) para a solução deste mesmo problema;
- OMFAT: método para o pré-processamento do ECG descrito neste trabalho.

A Tabela 5.1 apresenta uma comparação sobre a eficiência na remoção dos ruídos do ECG, considerando os diferentes níveis de ruídos especificados pelos valores dos parâmetros

( $\sigma_1$ ,  $\sigma_2$  e  $\varepsilon$ ), as métricas descritas anteriormente (RMSD e SNR) e os três métodos de pré-processamento analisados.

Tabela 5.1: Comparação do desempenho dos métodos de eliminação de ruídos do ECG.

Método	Nível I $\sigma_1=2$ , $\sigma_2=20$ e $\varepsilon=0,1$		Nível II $\sigma_1=65$ , $\sigma_2=650$ e $\varepsilon=0,2$		Nível III $\sigma_1=70$ , $\sigma_2=700$ e $\varepsilon=0,3$	
	RMSD	SNR	RMSD	SNR	RMSD	SNR
Filtros Digitais	0,093866	15,6134	0,096293	14,7484	0,096815	14,4468
IMABNECG	0,091363	16,5826	0,947520	15,4036	0,098795	12,4638
OMFAT	0,059404	28,4460	0,062216	25,5983	0,062734	25,5481

Uma análise visual do resultado produzido pelo pré-processamento do sinal é obtida na Figura 5.4, onde se nota o melhor desempenho do algoritmo OMFAT. Este altera muito pouco a morfologia das ondas do ECG, ao mesmo tempo que elimina grande parte dos artefatos.

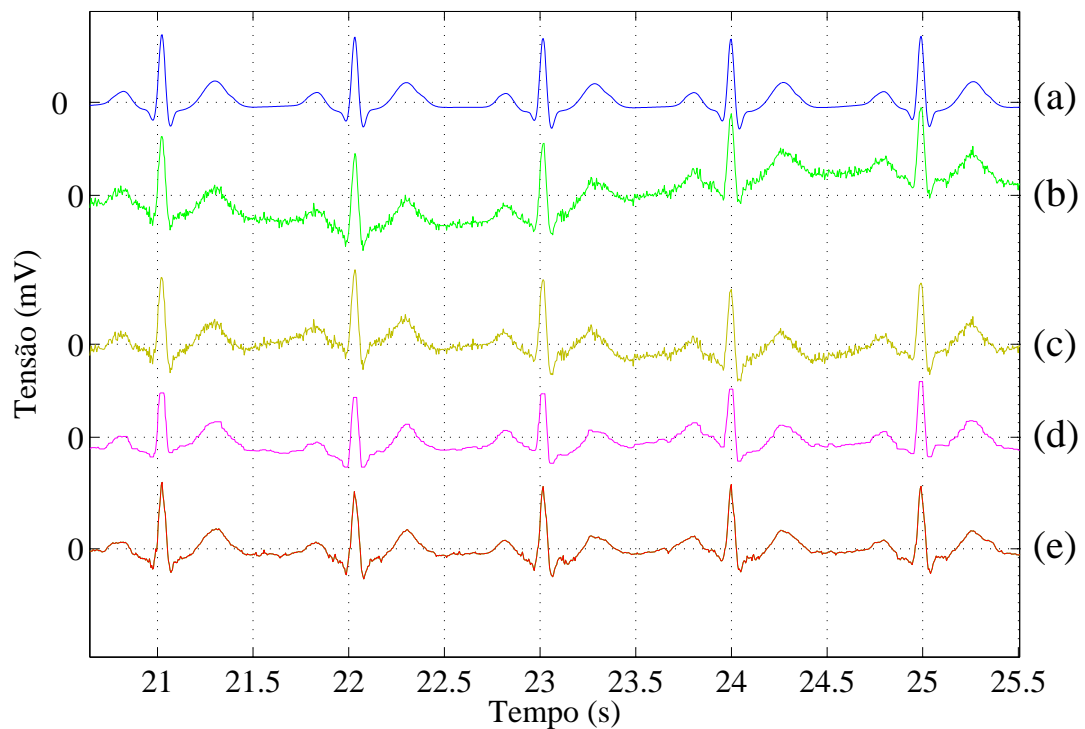


Figura 5.4: Remoção dos ruídos de linha de base e impulsivo de um ECG através de diversos métodos. Em (a) está representado o sinal simulado, em (b) o sinal acrescido de ruído impulsivo e variação de linha de base. As demais linhas apresentam o resultado dos diversos métodos de filtragem empregados: (c) filtros digitais, (d) filtros morfológicos (IMABNECG) e, em (e) OMFAT.

### 5.1.3 Análise no Domínio da Frequência do Filtro Desenvolvido

Uma análise interessante sobre o desempenho de um filtro, refere-se ao estudo, no domínio da frequência, das componentes do sinal antes e depois da filtragem.

A Figura 5.5 mostra a transformada de Fourier (TF) do sinal simulado, do sinal acrescido dos ruídos de linha de base e impulsivo (nível II) e as TF da resposta dos métodos de pré-processamento abordados nesta seção (filtros digitais, IMABNECG e OMATF).

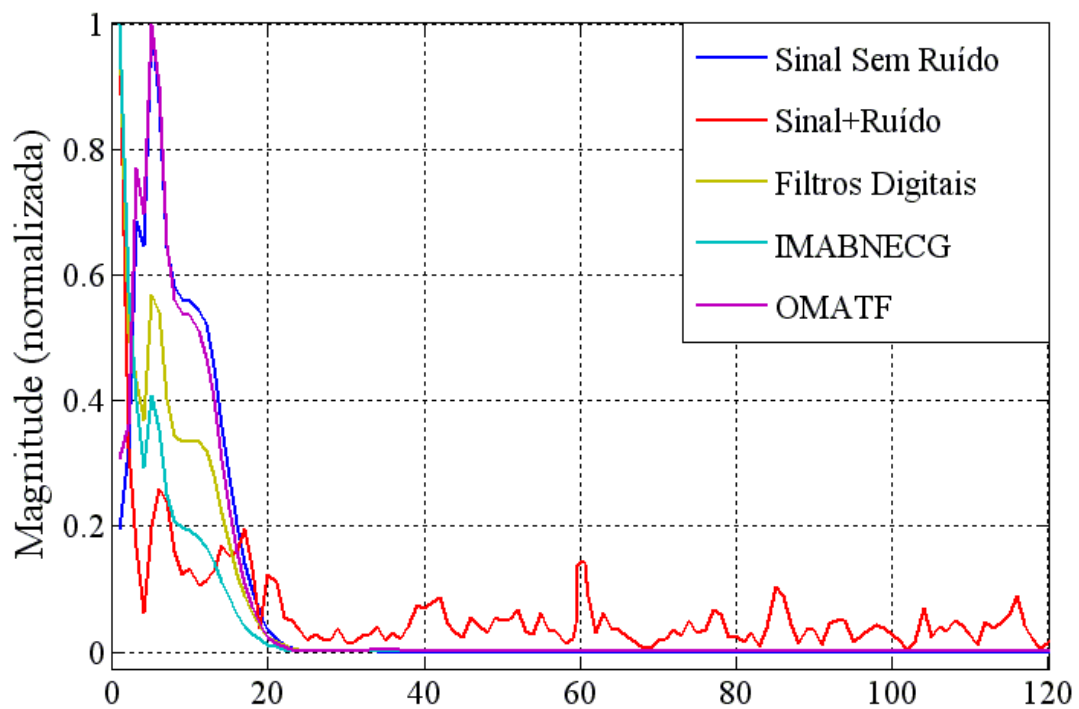


Figura 5.5: Análise no domínio da frequência do sinal simulado, do sinal acrescido de ruído (nível II) e as respostas dos métodos de pré-processamento (filtros digitais, IMABNECG e OMATF).

Na Figura 5.5, nota-se que a resposta fornecida pelo OMATF é a que mais se aproxima das componentes de frequência do sinal original.

## 5.2 Detecção de Características do ECG

Os resultados referem-se à aplicação dos algoritmos implementados para a realização desta tarefa em sinais corrompidos por ruídos. Assim, é possível avaliar o desempenho do método mesmo em face às variações ocasionadas pelos ruídos.

Os algoritmos de detecção são aplicados em diversos sinais. Entre os quais, destacam-se os sinais da base de dados de arritmia do MIT-BIH, amostrados em 360 Hz.

Para seguir a mesma ordem utilizada para a apresentação dos algoritmos empregados na detecção das ondas que compõem o ECG, primeiramente são apresentados os resultados obtidos na identificação dos complexos QRS, seguidos dos resultados obtidos pela detecção das ondas T e P. Na última subsecção, é ressaltada a extração de informação sobre a morfologia das ondas do ECG a partir das *wavelets*.

### 5.2.1 Detecção do Complexo QRS

Primeiramente, é apresentado o resultado obtido com um arquivo que não apresenta nenhum batimento anormal (Figura 5.6).

O algoritmo mostrou ser eficiente também na detecção do complexo QRS de arquivos acometidos por arritmias (Figura 5.7), como no caso do arquivo 200 da referida base de dados que apresenta extra-sístoles ventriculares<sup>3</sup>.

A vantagem de utilizar das *wavelets* para detecção de características do ECG, mesmo quando o sinal é corrompido por artefatos e ruídos, é demonstrada na detecção dos batimentos cardíacos no arquivo 117 da base de dados do MIT-BIH. A Figura 5.8 mostra a detecção do complexo QRS de parte deste arquivo.

A Figura 5.9 mostra com maior detalhe a região demarcada na Figura 5.8. Assim é possível notar algumas falhas na detecção do complexo QRS nos pontos onde o ECG é mais

---

<sup>3</sup>As ESV são apontadas no ECG pela inversão do complexo QRS e a ausência da contração atrial determinada pela onda P.



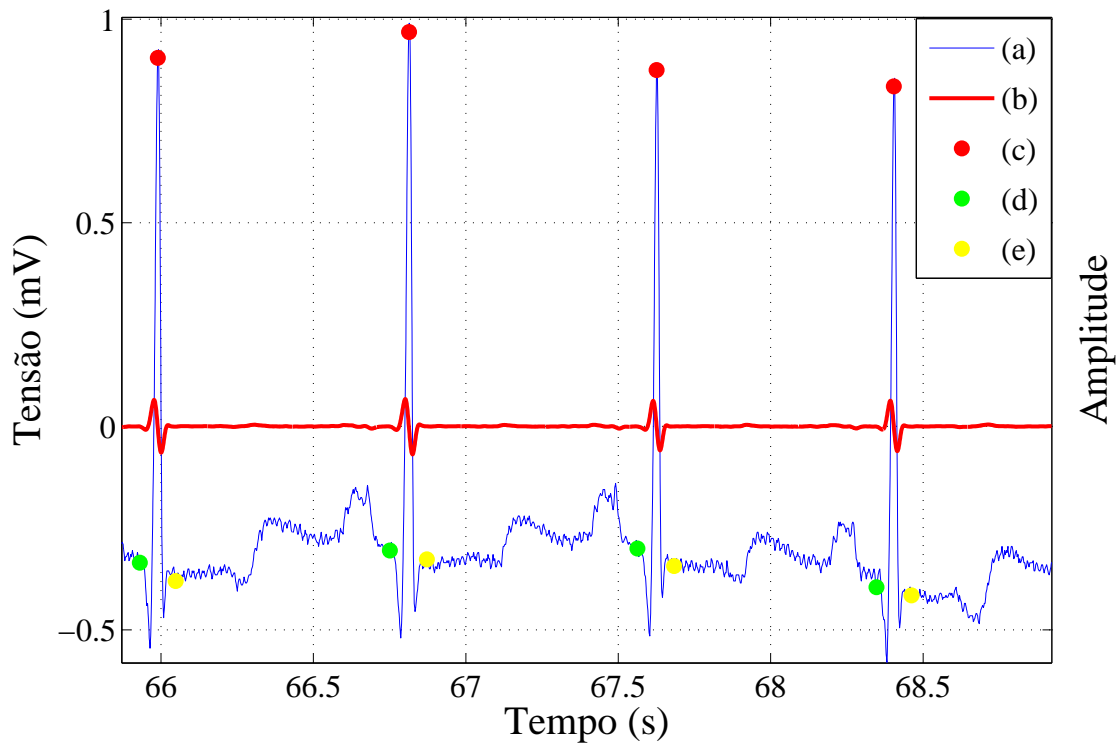


Figura 5.6: Resultado da aplicação do algoritmo de detecção do pico da onda R e, do início e final do complexo QRS. O arquivo utilizado para o teste é o arquivo 100 da base de dados de arritmias do MIT-BIH (a), a TW do sinal na escala  $2^6$  é observada em (b). Os picos das ondas R são marcados por (c), enquanto o início e o final do complexo QRS são apontados por (d) e (e), respectivamente.

corrompido pelos artefatos de movimento.

Uma análise quantitativa dos resultados pode ser realizada confrontando as detecções realizadas pelo algoritmo implementado e os arquivos de anotações da base de dados do MIT-BIH que indicam o instante de ocorrência do pico da onda R.

A Tabela 5.2 exibe a detecção de batimentos cardíacos através das ondas R em diversos arquivos da referida base. Nem todos arquivos foram testados, no entanto os testes foram realizados com sinais corrompidos por ruídos e, também, sinais alterados pela presença de arritmias cardíacas.

Com base nos valores listados na Tabela 5.2 e as equações apresentadas na Seção A é possível fazer algumas análises mais detalhadas do ponto de vista estatístico. Os resultados podem ser classificados como verdadeiros positivos (detecções corretas), falsos positivos

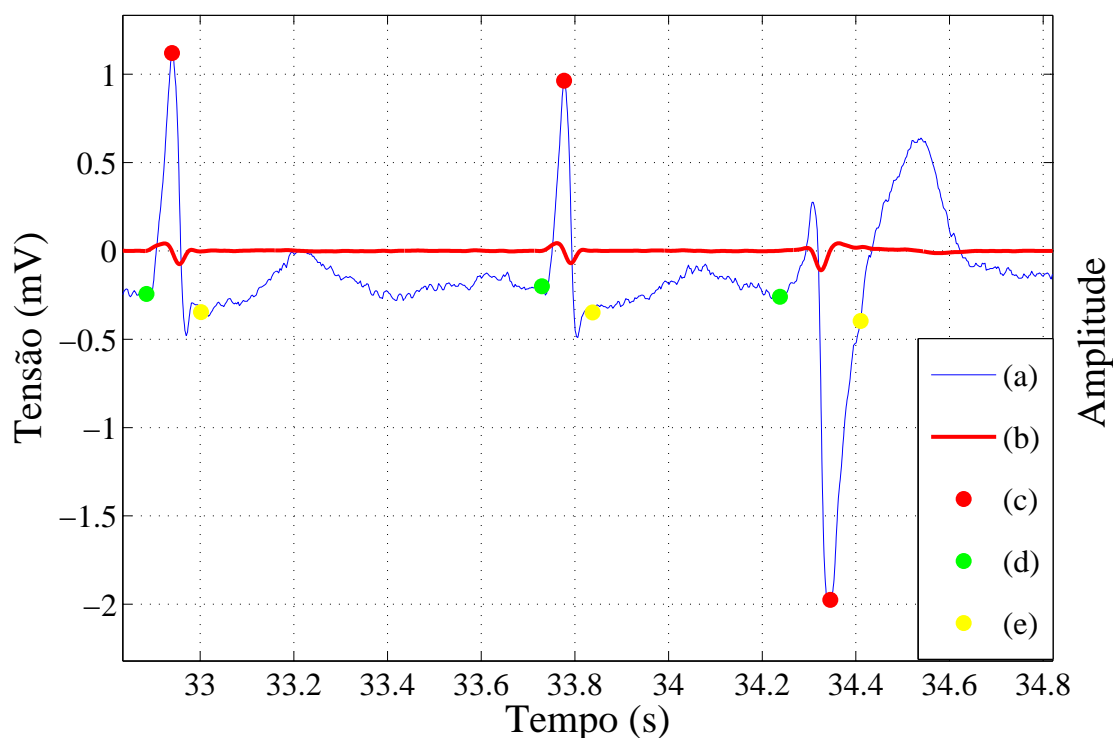


Figura 5.7: Demonstração da aplicação do algoritmo de detecção do complexo QRS em um ECG anormal. Nesta figura, o ECG (a) obtido do arquivo 200 apresenta contrações ventriculares prematuras. Em (b) está representada a TW do sinal na escala  $2^6$ . Os picos das ondas R são marcados por (c), enquanto o início e o final do complexo QRS são apontados por (d) e (e), respectivamente.

Tabela 5.2: Desempenho do algoritmo de detecção das ondas R do ECG considerando arquivos da base de dados de arritmias do MIT-BIH.

Arquivo	Número total de batimentos	Falso Positivo (batimentos)	Falso Negativo (batimentos)	Falhas de detecção (batimentos)	Falhas de detecção (porcentagem)
100	2273	0	0	0	0%
117	1535	4	0	4	0,2606%
123	1518	0	0	0	0%
200	2601	7	0	7	0,2693%
222	2482	1	8	9	0,3627%
234	2753	0	0	0	0%
<b>TOTAL</b>	<b>13162</b>	<b>12</b>	<b>8</b>	<b>20</b>	<b>0,1520%</b>

(acusação da ocorrência de um batimento de forma incorreta) e falsos negativos (falha na detecção de um batimento existente). No entanto, para o caso de detecção de batimentos cardíacos seria difícil estabelecer os valores de verdadeiros negativos, pois estes poderiam ser quaisquer pontos do sinal de ECG que não correspondessem a um batimento cardíaco.

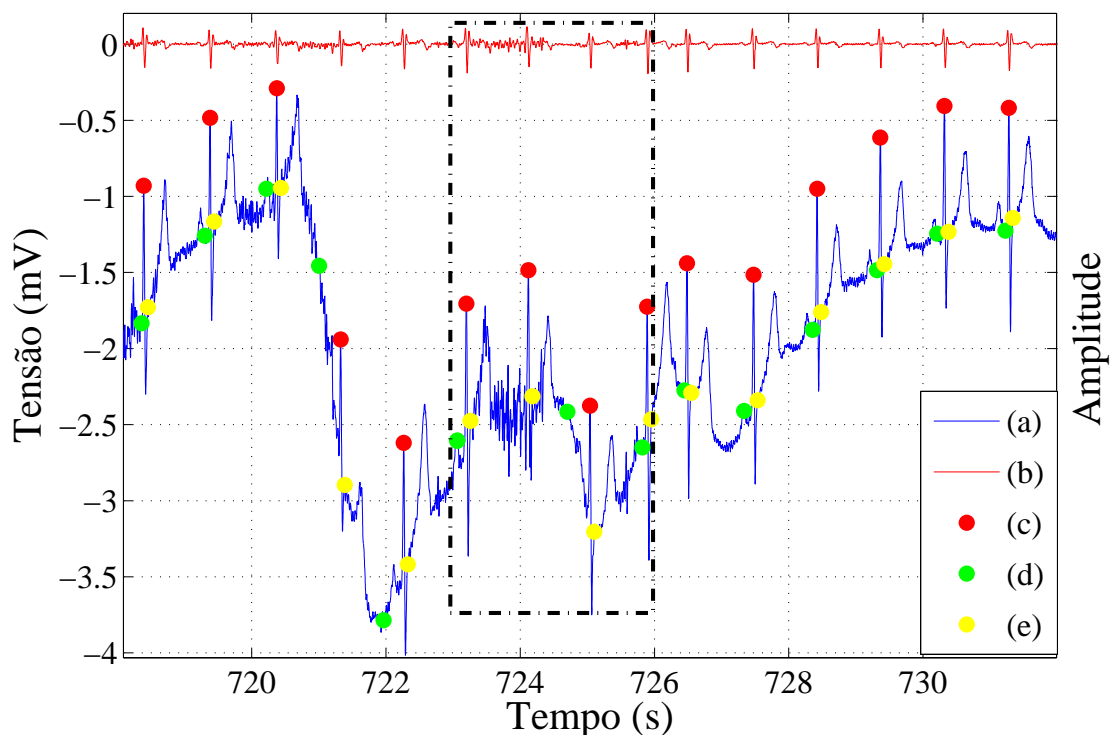


Figura 5.8: Resultado da aplicação do algoritmo de detecção do complexo QRS em um ECG corrompido por artefatos de movimento e variações da linha de base. O arquivo em questão é denominado 117 (a). Em (b) está representada a transformada *wavelet* do sinal na escala  $2^6$ . Os picos das ondas R, o início e o final do complexo QRS, são apontado por (c), (d) e (e), respectivamente.

Assim, a acuidade do sistema de detecção pode ser verificada pelos indicadores de sensibilidade e valor preditivo positivo, conforme apresentado na Tabela 5.3.

Tabela 5.3: Análise da sensibilidade e valor preditivo positivo do algoritmo de detecção dos batimentos cardíacos, considerando arquivos da base de dados de arritmias do MIT-BIH.

Arquivo	Número total de batimentos	Sensibilidade (porcentagem)	Valor Preditivo Positivo (porcentagem)
100	2273	100%	100%
117	1535	100%	99,74%
123	1518	100%	100%
200	2601	100%	99,73%
222	2482	99,67%	99,95%
234	2753	100%	100%
<b>TOTAL</b>	13162	99,94%	99,90%

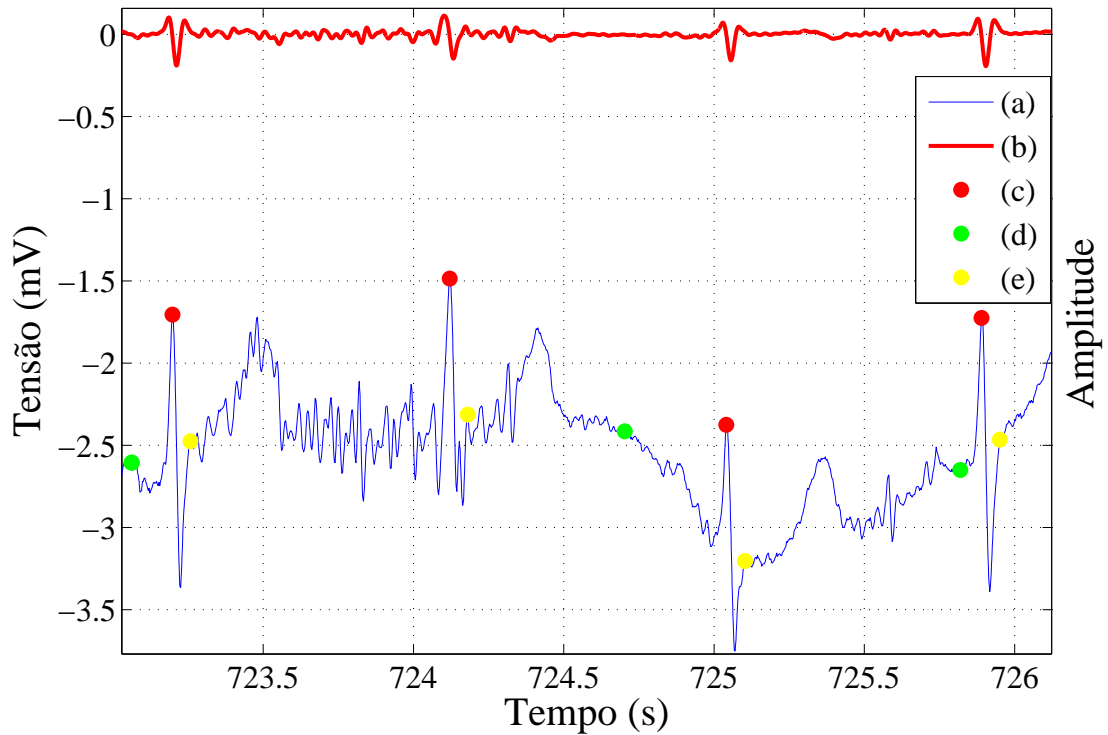


Figura 5.9: Detalhe da região demarcada na Figura 5.8. Novamente, os picos das ondas R, o início e o final do complexo QRS, são apontados por (c), (d) e (e), respectivamente.

### 5.2.2 Detecção da Onda T

Um exemplo da aplicação do algoritmo descrito para identificação do início, do pico e do final da onda T pode ser visto na Figura 5.10.

Para detecção desta onda é utilizada a *wavelet* primeira derivada da gaussiana na escala  $2^7$  que corresponde ao filtro passa-faixa da banda de frequência das ondas P e T (0,5 a 10 Hz). Após a aplicação da transformada *wavelet* no sinal, o vetor de MM (*Modulus Maxima*) é construído considerando os máximos locais em módulo entre duas ondas R consecutivas.

Como os arquivos de anotações do MIT-BIH não trazem informações sobre a identificação das ondas P e T e nos registros coletados de pacientes neonatos esta identificação não foi apontada pelo especialista, a validação da detecção das ondas P e T é realizada visualmente. Considera-se apenas os picos destas ondas e são analisados apenas arquivos nos quais estas ondas estão caracterizadas, eliminando a existência de dúvidas na detecção visual das

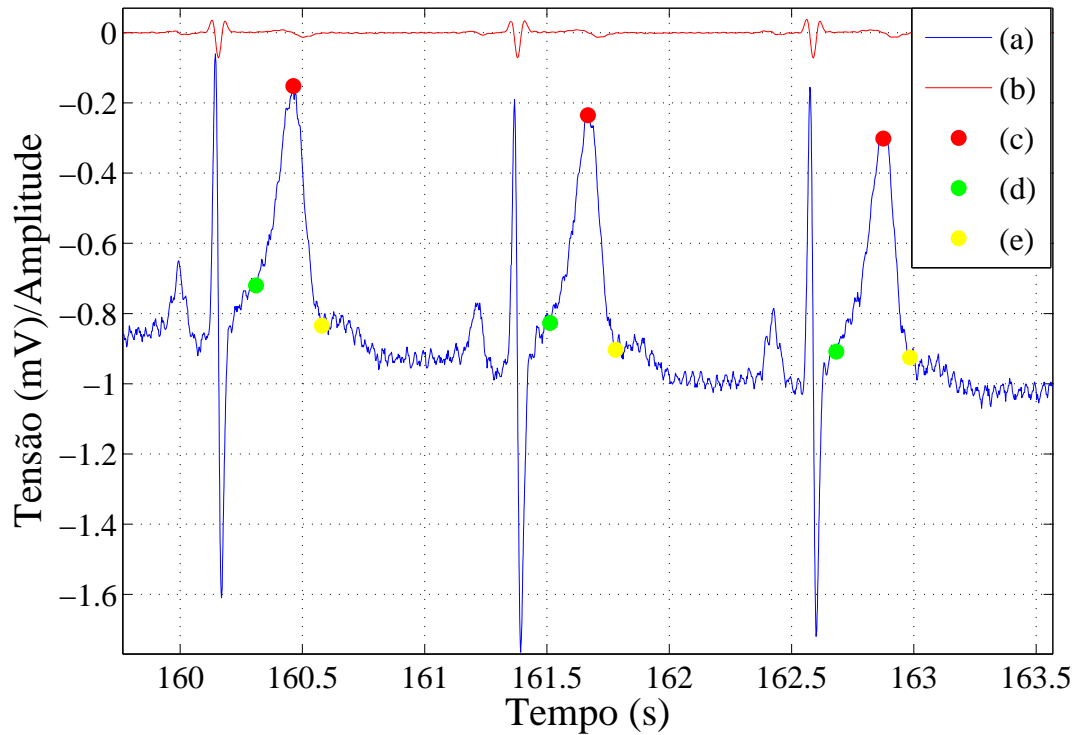


Figura 5.10: Detecção da onda T utilizando o algoritmo implementado. Incluindo o início, o pico e o final determinados por (c), (d) e (e), respectivamente.

ondas P e T.

Desta forma, é possível analisar o desempenho do algoritmo para a detecção do pico da onda T. Na Tabela 5.4 são mostrados os números de detecções, considerando os resultados **falso positivos** (ondas erroneamente classificadas como T) e **falso negativos** (ondas T não classificadas como tal).

Tabela 5.4: Desempenho do algoritmo desenvolvido para a detecção da onda T (pico), considerando arquivos da base de dados de arritmias do MIT-BIH.

Arquivo	Número total de batimentos	Falso Positivo (ondas)	Falso Negativo (ondas)	Falhas de detecção (ondas)	Falhas de detecção (porcentagem)
106	2273	18	20	38	1,67%
117	1535	2	1	3	0,19%
123	1518	1	0	1	0,06%
<b>TOTAL</b>	<b>5326</b>	<b>21</b>	<b>21</b>	<b>42</b>	<b>0,79%</b>

Os resultados apresentados na Tabela 5.4 aplicados nas equações (A.4) e (A.6) resultam nos valores para a sensibilidade e o valor preditivo positivo do algoritmo de detecção da onda

T, respectivamente (Tabela 5.5).

Tabela 5.5: Análise da sensibilidade e valor preditivo positivo do algoritmo implementado para a de detecção do pico das ondas T.

Arquivo	Número total de batimentos	Sensibilidade (porcentagem)	Valor Preditivo Positivo (porcentagem)
106	2273	99,11%	99,20%
117	1535	99,93%	99,87%
123	1518	100%	99,93%
<b>TOTAL</b>	<b>5326</b>	<b>99,60%</b>	<b>99,60%</b>

### 5.2.3 Detecção da Onda P

A Figura 5.11 apresenta a identificação das ondas P (através do algoritmo implementado) do sinal eletrocardiográfico nomeado como 103 pela base de dados de arritmias do MIT-BIH.

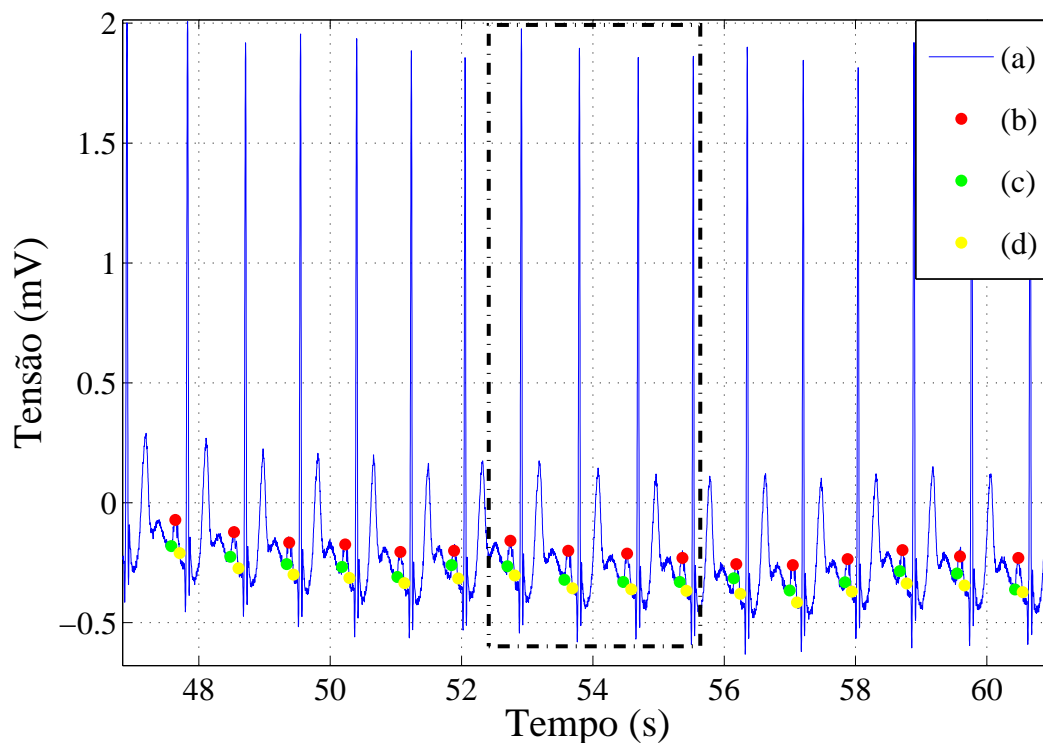


Figura 5.11: Detecção das ondas P (início, pico e final) no ECG determinado pelo número 103 na base de dados do MIT-BIH (a). Os pontos marcados por (c), (b) e (d), representam o início, o pico e o final da onda P, respectivamente.

Conforme comentado na Seção 4.3.3 que descreve o algoritmo para identificação das

ondas P, para a detecção desta onda é necessário eliminar<sup>4</sup> da transformada *wavelet* as singularidades que determinam os complexos QRS e as ondas T. Como resultado deste procedimento, na Figura 5.12 visualiza-se a TW do ECG (linha vermelha) na escala  $2^7$  apresentando apenas as singularidades referentes aos pontos que representam o pico da onda P, bem como seu início e final. Cabe ainda ressaltar que a TW determinada por (b) na Figura 5.12 está multiplicada por fator 15 para aumentar sua amplitude e possibilitar uma melhor visualização.

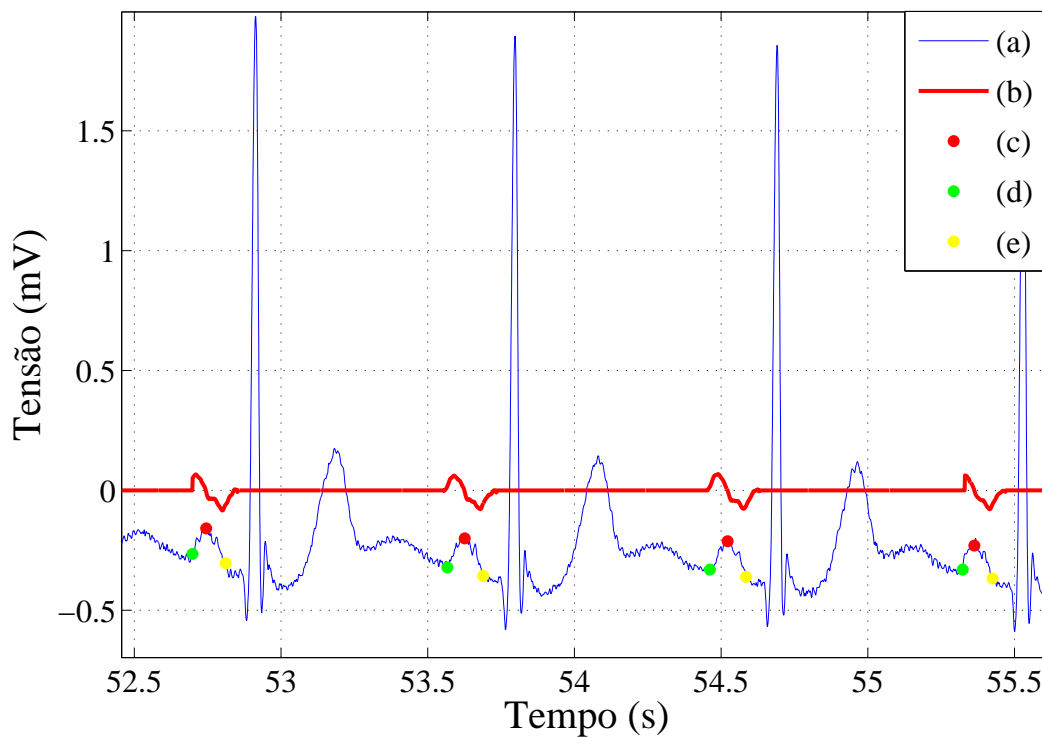


Figura 5.12: Ampliação mostrando a região demarcada na Figura 5.11.

Para analisar melhor os resultados, considerando as mesmas condições da validação do algoritmo para detecção do pico da onda T, é analisado o desempenho do algoritmo desenvolvido para a detecção da onda P. A Tabela 5.6 apresenta, para cada arquivo testado, o número de ondas erroneamente detectadas como sendo uma onda P (falso positivo), o número de ondas P não identificadas (falso negativo) e a taxa de falha de detecção.

<sup>4</sup>Este procedimento, conforme relatado na Seção 4.3.3 é realizado alterando para zero os pontos na TW compreendidos entre cada complexo QRS e a onda T subsequente.

Tabela 5.6: Desempenho do algoritmo desenvolvido para a detecção da onda P, considerando arquivos da base de dados de arritmias do MIT-BIH. O desempenho foi medido considerando a porcentagem de falhas de detecção.

Arquivo	Número total de batimentos	Falso Positivo (ondas)	Falso Negativo (ondas)	Falhas de detecção (ondas)	Falhas de detecção (porcentagem)
106	2273	8	12	20	0,88%
117	1535	4	1	5	0,33%
123	1518	3	1	4	0,26%
<b>TOTAL</b>	5326	15	14	29	0,54%

As medidas de sensibilidade e valor preditivo positivo para o algoritmo de detecção do pico das ondas P são mostradas na Tabela 5.7.

Tabela 5.7: Valores de sensibilidade e valor preditivo positivo alcançados pelo algoritmo implementado para a detecção do pico das ondas P.

Arquivo	Número total de batimentos	Sensibilidade (porcentagem)	Valor Preditivo Positivo (porcentagem)
106	2273	99,47%	99,65%
117	1535	99,93%	99,74%
123	1518	99,93%	99,80%
<b>TOTAL</b>	5326	99,73%	99,71%

#### 5.2.4 A Transformada *Wavelet* e Informações sobre a Morfologia das Ondas do ECG

Conforme mencionado na Seção 4.3, uma das vantagens da utilização das *wavelets* para extração das características do ECG consiste na possibilidade de obter-se através destas, informações sobre a morfologia das componentes do sinal, principalmente das ondas.

Uma demonstração desta vantagem, dada pela Figura 5.13 que mostra o resultado da aplicação da transformada *wavelet* (TW) na escala  $2^6$ , em três formas de ondas de ECG distintas. A análise desta figura, possibilita avaliar a capacidade da TW em fornecer informações sobre a morfologia da onda, uma vez que os três complexos QRS possuem características morfológicas diferentes e estas distinções são apontadas na TW.



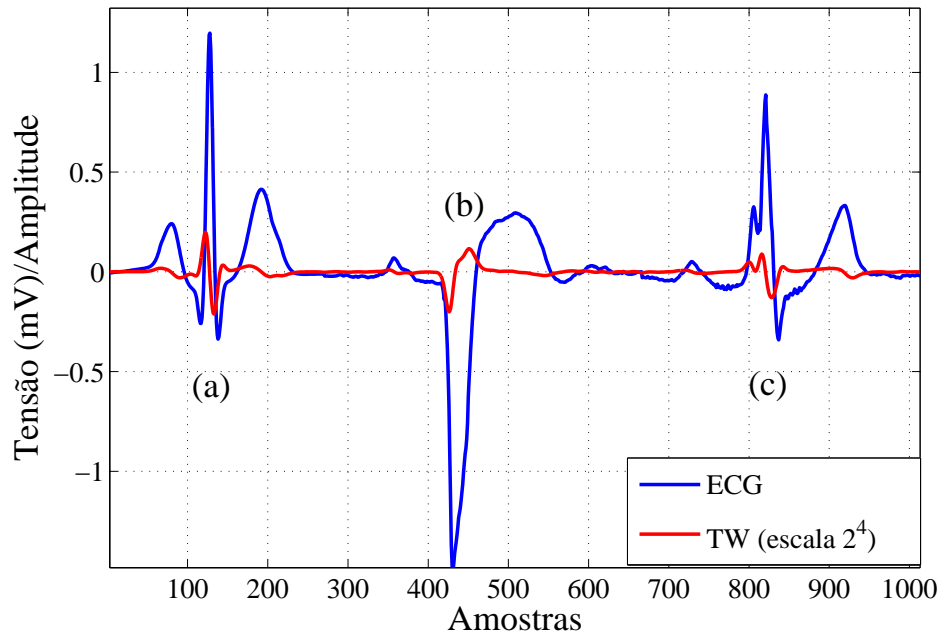


Figura 5.13: Demonstração do emprego da TW de escala  $2^6$  na detecção do complexo QRS em um ECG. São utilizadas 3 morfologias de ondas diferentes: (a) batimento simulado, (b) um batimento extraído do sinal 108 do banco de dados de arritmias do MIT-BIH (derivação  $V_1$ ) e (c) batimento cardíaco retirado do arquivo 111 da mesma base de dados (derivação II) e apontando um bloqueio do ramo esquerdo. A linha vermelha (TW) apresenta as diferentes respostas da TW para as diferentes morfologias do complexo QRS.

### 5.3 Análise e Classificação do ECG

Para a avaliação do desempenho do método desenvolvido para a classificação dos batimentos cardíacos, a rede neural com melhor desempenho é aplicada em arquivos da base de dados de arritmia do MIT<sup>5</sup> e em ECG registrados de pacientes neonatos.

Dentre os arquivos da base de dados do MIT são selecionados alguns para a validação da RNA:

- arquivo 103: arquivo contendo batimentos normais;
- arquivo 106: registro do ECG de um paciente que apresenta batimentos normais alternados com contrações ventriculares prematuras. Normalmente a cada batimento

<sup>5</sup>Cabe ressaltar que os arquivos da base de dados do MIT-BIH são associados aos respectivos arquivos de anotações que descrevem a classificação de cada batimento do registro.

normal seguia-se duas ESV;

- arquivo 111: os batimentos cardíacos configuram bloqueio no ramo esquerdo do feixe de His;
- arquivo 114: apresenta batimentos normais e ESV com amplitude negativa;
- arquivos 116 e 215: arquivos registrando batimentos cardíacos normais e contrações ventriculares prematuras com amplitude positiva;

Dos registros coletados no Hospital Infantil Joana de Gusmão, apenas um apresenta (002ert) batimentos cardíacos enquadrados em uma das duas classes de arritmia. No entanto, mais um arquivo (sig05) é utilizado para verificação da classificação correta dos batimentos normais. Os arquivos selecionados são listados abaixo:

- arquivo 002ert: registro do ECG de um neonato que apresenta batimentos normais e ESV com amplitude negativa;
- arquivo sig05: arquivo com batimentos normais;

Como os batimentos de um arquivo seguem o mesmo padrão, os resultados obtidos com a classificação de alguns batimentos pode ser extrapolado para o arquivo como um todo. Assim, apenas os 500<sup>6</sup> primeiros batimentos de cada arquivo são aplicados à RNA.

Para evitar a redundância da apresentação de resultados, as figuras apresentam a classificação de alguns dos arquivos utilizados na validação da rede neural implementada.

Como primeiro resultado, o ECG registrado no arquivo 111 da base de dados MIT-BIH tem seus batimentos classificados conforme apontado na Figura 5.14. Todos os batimentos são caracterizados por um bloqueio do ramo esquerdo do feixe de His. Contudo, alguns batimentos são classificados erroneamente como contrações ventriculares prematuras.

A classificação dos batimentos que compõem o arquivo 106 da mesma base de dados é mostrada na Figura 5.15.

---

<sup>6</sup>Em alguns arquivos o tempo de registro é menor, não contendo os 500 batimentos. Nestes casos, é utilizada a quantidade de batimentos disponível.

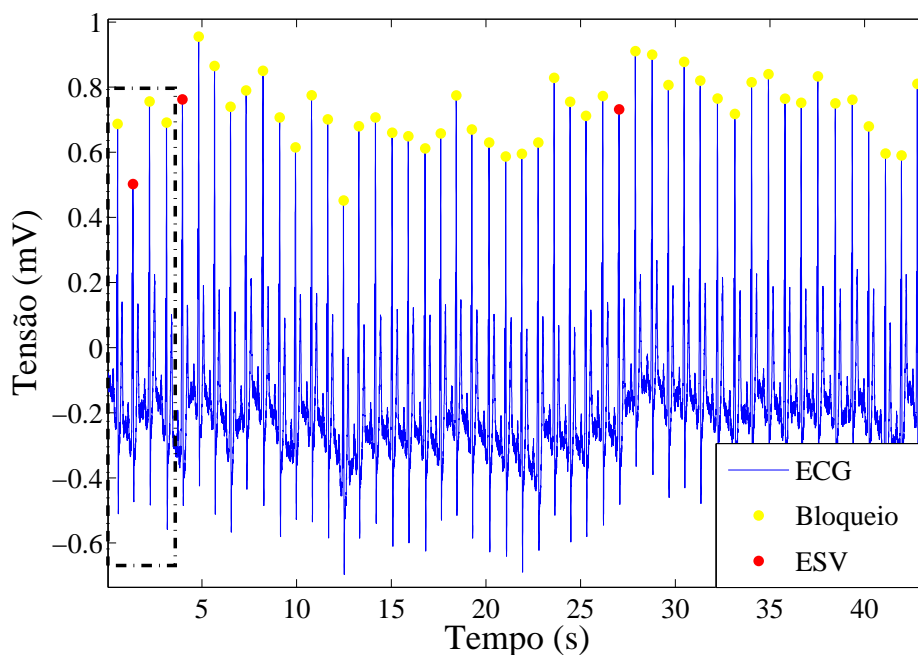


Figura 5.14: Classificação dos batimentos cardíacos do arquivo 111 do MIT-BIH (linha azul). Neste ECG os batimentos configuram a existência de um bloqueio no ramo esquerdo do feixe de His (pontos amarelos). Os pontos em vermelho apontam batimentos classificados erroneamente como ESV.

Ao visualizar o mesmo trecho do arquivo (arquivo 106 da base de dados de arritmias do MIT-BIH) na página <http://www.physionet.org/cgi-bin/chart>, obtém-se a Figura 5.16, demonstrando que a classificação mostrada na Figura 5.15 condiz com o resultado esperado.

O exemplo da classificação de ESV com amplitude negativa é mostrado na Figura 5.17. Os pontos em verde apontam batimentos normais, enquanto os pontos em vermelho determina as contrações ventriculares prematuras.

Outro exemplo da classificação de ECG com ESV é observada na Figura 5.18. O sinal eletrocardiográfico em questão é registrado em um paciente neonato. Novamente, os pontos em verde determinam os batimentos considerados normais, os pontos em vermelho batimentos classificados como ESV e os pontos em amarelo correspondem à classificação errônea da presença de um bloqueio nos ramos do feixe de His (considerados falsos positivos).

A região demarcada na Figura 5.18 é ampliada e pode ser observada na Figura 5.19.

A análise quantitativa do método de classificação do ECG é realizada considerando como

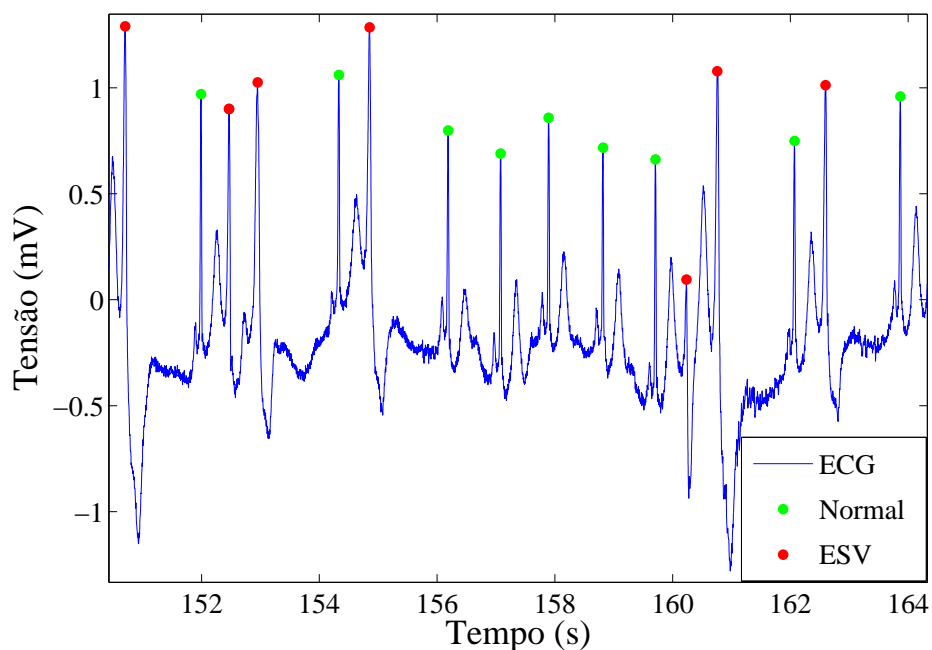


Figura 5.15: Classificação dos batimentos cardíacos do ECG determinado pelo arquivo 106 do MIT-BIH. Os batimentos normais são determinados por pontos em verde, enquanto as ESV são apontadas por pontos em vermelho.

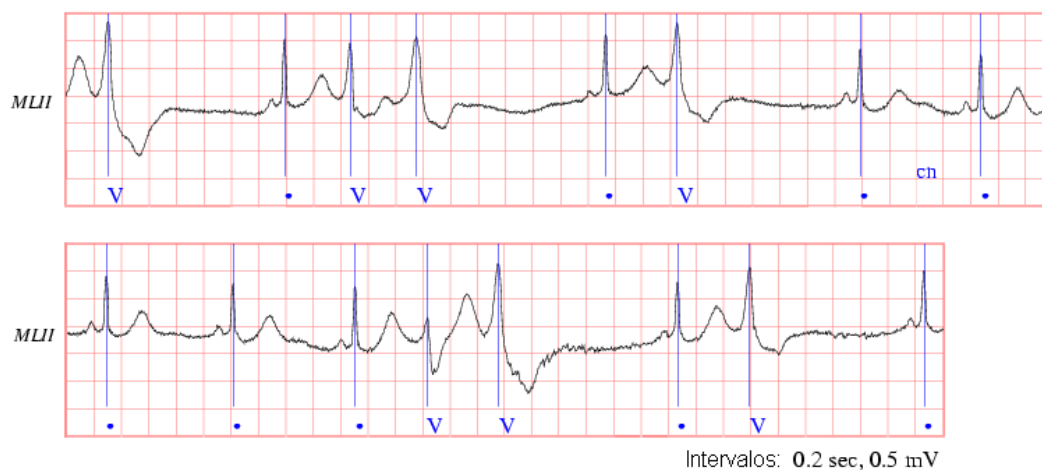


Figura 5.16: Classificação dos batimentos cardíacos apresentada na página <http://www.physionet.org/cgi-bin/chart> para os batimentos do arquivo 106 do MIT-BIH.

padrão-ouro as anotações realizadas nos ECG de neonatos pelo especialista e a classificação obtida no arquivo que acompanha os registros do MIT-BIH. A Tabela 5.8 apresenta esta análise quantitativa, para isto batimentos classificados corretamente como normais são con-

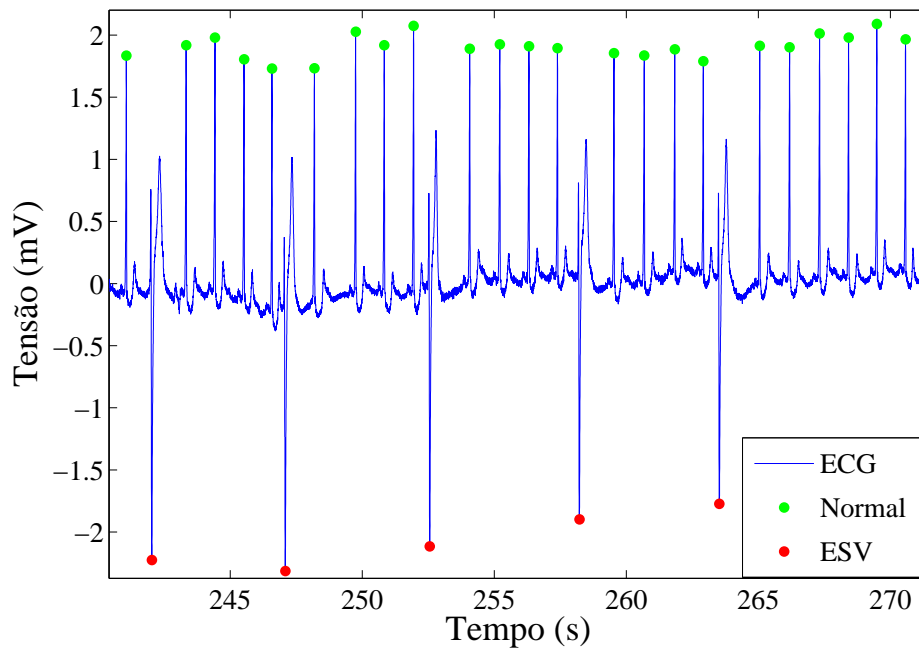


Figura 5.17: Classificação dos batimentos cardíacos do registro 114 do MIT-BIH. Neste caso, os batimentos normais são determinados por pontos em verde, enquanto as ESV são apontadas por pontos em vermelho.

siderados **verdadeiro negativo**, enquanto batimentos classificados corretamente como apresentando alguma anormalidade são classificados como **verdadeiro positivo**. Há duas exceções:

- Para o caso do arquivo 111, onde batimentos classificados corretamente como acometidos por bloqueios no ramo do feixe de His são determinados por **verdadeiro positivo** e os batimentos classificados erroneamente como ESV são considerados **falso negativo**;
- Na classificação dos batimentos do arquivo 002ert, há apenas batimentos normais ou ESV. No entanto, a classificação acusa, em alguns batimentos, bloqueio no ramo do feixe de His. Assim, esta indicação errada da classe do batimento é determinada como **falso positivo**.

Os valores descritos na Tabela 5.8 aplicados às equações (A.4) a (A.7) determinam, respectivamente, a sensibilidade, a especificidade, o valor preditivo positivo (VPP) e o valor preditivo negativo (VPN) do método (Tabela 5.9).

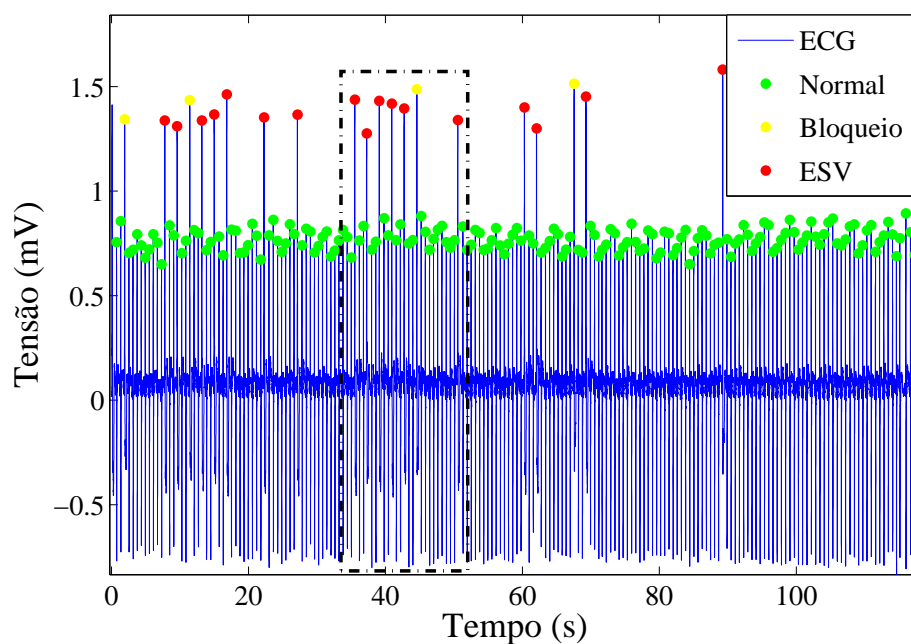


Figura 5.18: Classificação dos batimentos cardíacos do ECG de um paciente neonato (arquivo 002ert). As ESV são demarcadas por pontos em vermelho, os batimentos normais são apontados por pontos em verde. Os pontos em amarelo correspondem as ESV classificadas erroneamente como bloqueio no ramo do feixe de His.

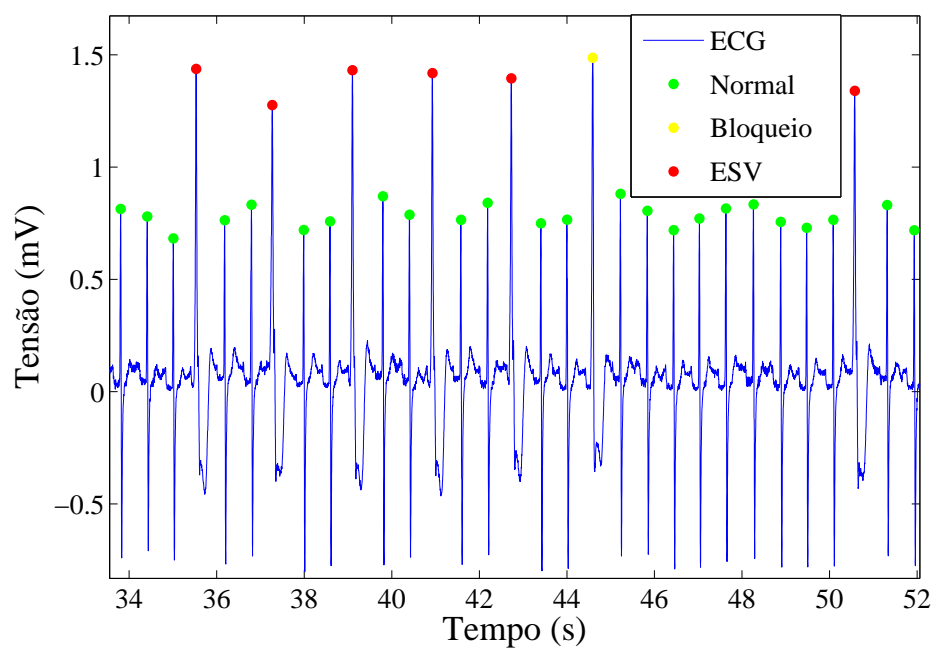


Figura 5.19: Detalhe da Figura 5.18.

Tabela 5.8: Análise quantitativa do método desenvolvido para a classificação dos batimentos cardíacos do ECG. Os valores determinados por **verdadeiro positivo** determina o número de batimentos classificados corretamente como anormais. Já os batimentos classificados corretamente como normais são apontados por **verdadeiro negativo**. No caso do arquivo 111, os batimentos classificados corretamente como acometidos por bloqueio no ramo do feixe de His são apontados como **verdadeiro negativo**.

Arquivo	Verdadeiro Positivo	Verdadeiro Negativo	Falso Positivo	Falso Negativo
103	0	500	0	0
106	30	208	0	12
111	472	0	0	28
114	34	466	0	0
116	13	486	0	1
215	18	473	3	6
002ert	17	169	4	0
sig05	0	100	0	0
<b>Total</b>	584	2402	7	47

Tabela 5.9: Indicadores da acuidade do método de classificação dos batimentos cardíacos do ECG considerando os valores apontados na Tabela 5.8.

Arquivo	Sensibilidade	Especificidade	VPP	VPN
103	-	100%	-	100%
106	71,43%	100%	100%	94,54%
111	99,4%	-	100%	-
114	100%	100%	100%	100%
116	92,86%	100%	100%	99,79%
215	75%	99,37%	85,71%	98,74%
002ert	100%	97,69%	80,95%	100%
sig05	-	100%	-	100%
<b>Total</b>	92,55%	99,71%	98,81%	98,08%

## 5.4 Interface do NeoCard

Antes de apresentar as telas responsáveis pela comunicação entre o usuário do sistema e o NeoCard, a Figura (Figura 5.20) esclarece funcionamento do sistema através do diagrama de casos de uso da modelagem UML (*Unified Modeling Language*). Este diagrama descreve as possíveis operações que o ator, no caso um especialista em cardiologia, pode realizar no sistema desenvolvido.

Primeiramente ao ser executado, o sistema é apresentado através de uma tela inicial (Figura 5.21).

Após 5 segundos ou ao clique do usuário sobre a tela inicial, é apresentada uma ou-

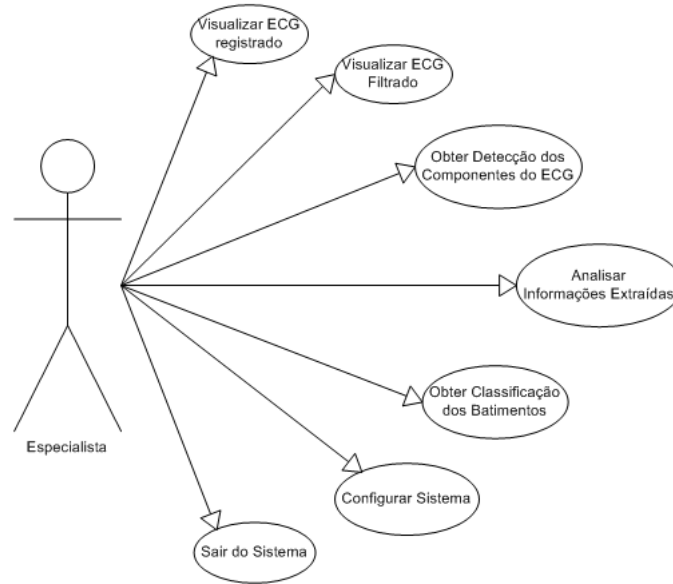


Figura 5.20: Diagrama de casos de uso UML do sistema NeoCard, representando de forma as operações que o especialista em cardiologia pode realizar através do sistema.



Figura 5.21: Tela inicial do sistema NeoCard.

tra tela com duas opções: **Abrir Arquivo** ou **Sair**. Após a leitura do arquivo solicitado, ocorre o pré-processamento para a remoção de ruídos, e em seguida, os sinais (original e pré-processado) são exibidos ao usuário em gráficos (Figura 5.22). No caso de arquivos que registram mais de uma derivação de ECG, são criadas **abas** para que cada sinal, juntamente com suas informações, seja visualizado separadamente.

Nos gráficos há barras de rolagem para observação do sinal, que também são habilitadas as ações de *zoom*. Logo abaixo do gráfico, no lado direito da tela (Figura 5.22), estão dis-



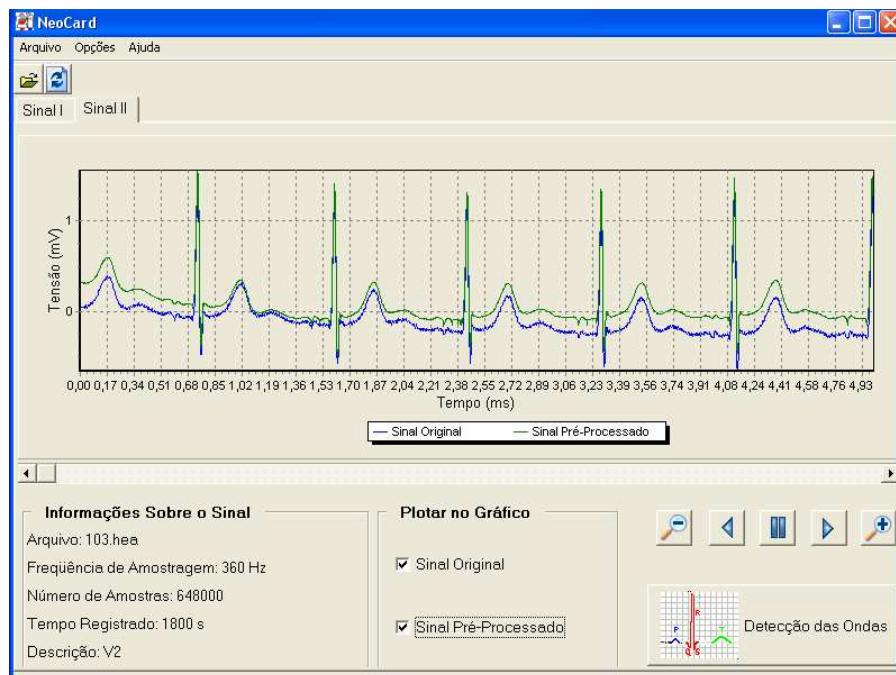


Figura 5.22: Tela do NeoCard apresentando o sinal lido e o sinal pré-processado.

postos botões que permitem a movimentação automática do sinal, tanto progressiva quanto regressiva. O restante desta tela é ocupada por informações sobre:

- Nome do arquivo;
- Frequência de amostragem do sinal;
- Numero de amostras lidas;
- Tempo de sinal registrado;
- Descrição do sinal, a qual em muitos casos, identifica a derivação registrada;

A próxima ação que o usuário pode executar é **Detectar as Ondas do ECG**. Ao ser concluída esta tarefa, outros gráficos são exibidos (em novas abas), mostrando as ondas (P, complexo QRS e/ou T) detectadas e informações sobre a frequência cardíaca e os principais intervalos e segmentos do ECG (Figura 5.23).

As funcionalidades para movimentação dos gráficos são mantidas e as informações apresentadas mostram:

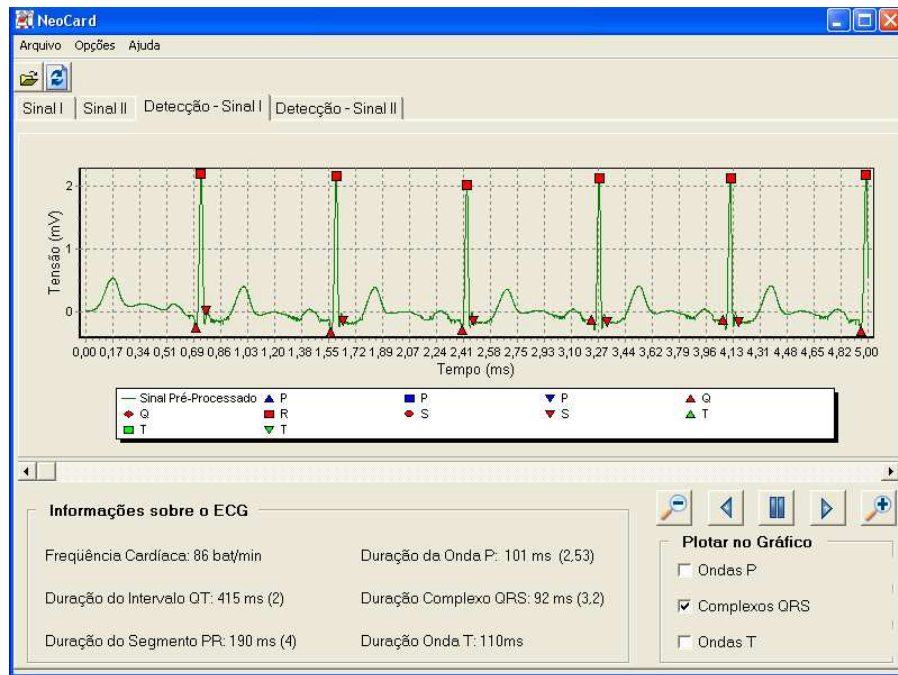


Figura 5.23: Tela do NeoCard com a detecção das ondas e informações sobre o sinal.

- A frequência cardíaca (FC), em batimentos por minuto (bpm);
- Duração média do intervalo QT seguida pelo desvio padrão, anotado entre parênteses;
- Duração média do intervalo PR, também seguida do desvio padrão;
- Duração média da onda P;
- Duração média do complexo QRS;
- Duração média da onda T;

Ao clicar sobre um batimento cardíaco, uma caixa de diálogo é aberta exibindo informações sobre o batimento, inclusive sua classificação em relação à presença de alguma arritmia.

Durante a execução, o usuário do sistema pode ainda alterar as configurações de exibição dos gráficos (Figura 5.25) e o idioma utilizado, entre português e inglês.

A interface comunica-se através de métodos com a classe<sup>7</sup>ECG onde são armazenados

<sup>7</sup>O termo classe está relacionado com o paradigma de programação orientada a objetos.

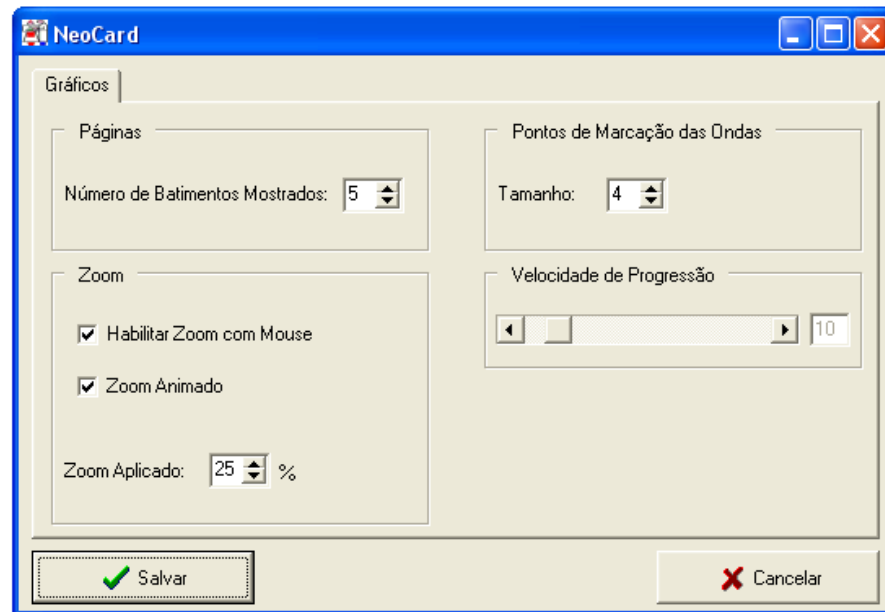


Figura 5.24: Tela para alteração das configurações dos gráficos do sistema NeoCard.

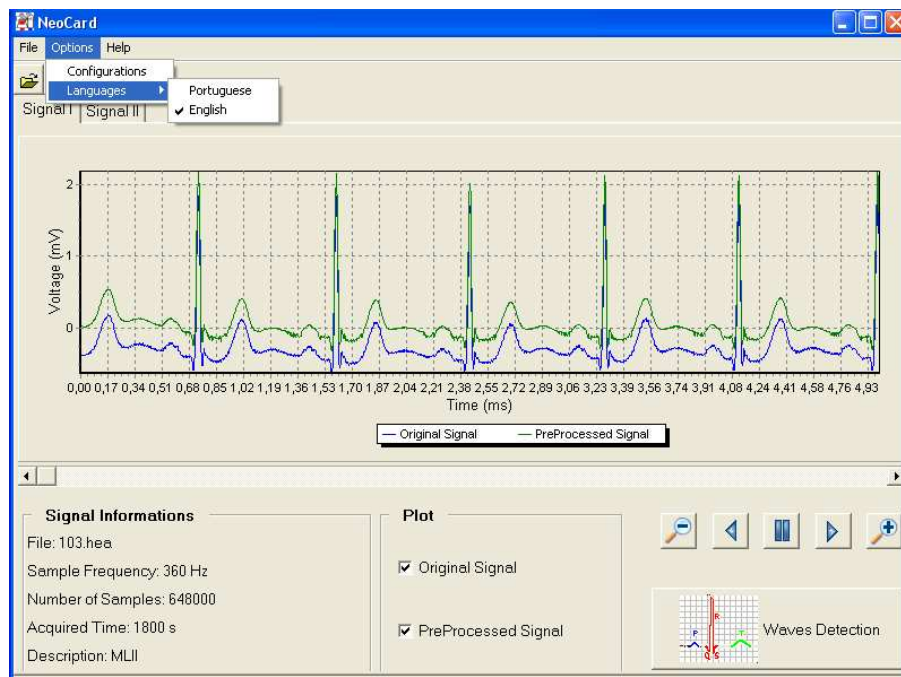


Figura 5.25: Menu para a alteração do idioma do sistema NeoCard, com as opções: inglês e português.

todos os atributos dos sinais. Sendo os métodos desta classe responsáveis pelo processamento, análise e classificação do eletrocardiograma. Os resultados são transmitidos para a interface através de métodos, cujos nomes iniciam com **Get**.

A Figura 5.26 apresenta a representação UML desta classe. Na primeira divisão está o nome da classe, em seguida são listados os atributos, seguidos do tipo de dados que estes representam (seguindo a nomenclatura de tipos da linguagem C). Por fim, na última divisão estão os métodos da classe.

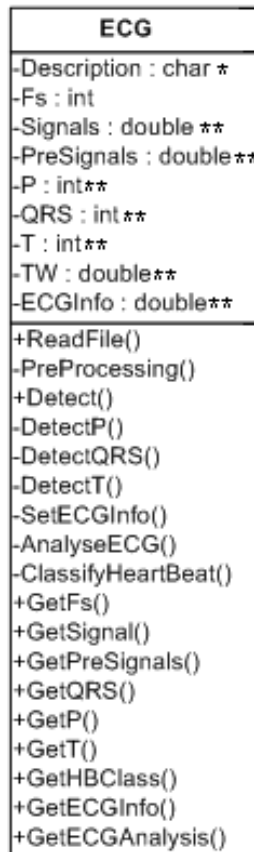


Figura 5.26: Principal classe do sistema NeoCard (ECG), juntamente com seus atributos e métodos. Os atributos e/ou métodos precedidos por + são atributos públicos, enquanto os precedidos por - são privados.

# Capítulo 6

## Discussões

No início do trabalho o objetivo era desenvolver um sistema computacional capaz de analisar, processar e classificar o ECG de neonatos. Sem a preocupação com a aplicação do sistema em pacientes adultos.

Após estudos sobre o assunto, principalmente sobre as diferenças encontradas no ECG adulto em relação ao ECG neonatal, concluiu-se que estas diferenças devem ser consideradas, mas não justificam a utilização do sistema NeoCard em pacientes de apenas uma das faixas etárias<sup>1</sup>.

Este capítulo pretende discutir, além do próprio sistema, como acima, cada etapa do seu desenvolvimento, seguindo a mesma divisão adotada nos demais capítulos.

A discussão engloba a justificativa das opções realizadas para o desenvolvimento do trabalho, a comparação da metodologia utilizada com algumas existentes e comenta as principais limitações do sistema desenvolvido.

---

<sup>1</sup>Os detalhes sobre como estas diferenças foram tratadas para não impedirem a aplicação do NeoCard em adultos e neonatos foram apresentadas no capítulo anterior.

## 6.1 Pré-Processamento do ECG

A escolha de métodos não-lineares para a remoção dos ruídos de linha de base e impulsivo do ECG, deve-se a trabalhos encontrados na literatura (CHU; DELP, 1989; SUN et al., 2003, 2002) atestando a menor eficiência dos filtros digitais convencionais no desempenho desta tarefa. Além disto, os resultados obtidos nestes artigos são encorajadores.

Porém, ao implementar os filtros morfológicos desenvolvidos por Sun et al. (2003), nota-se a atenuação dos picos do complexo QRS. Os picos são removidos como se fossem ruído impulsivo, uma vez que possuem a mesma frequência característica. Em outras palavras, os filtros morfológicos suavizam os picos da mesma maneira que suavizam o ruído impulsivo.

Para solucionar o problema da atenuação dos picos do complexo QRS, vários métodos não-lineares e lineares foram testados (por exemplo, filtro da mediana e filtro da média móvel) sem sucesso.

Na tentativa de encontrar um método que satisfizesse as necessidades do trabalho, chegou-se ao filtro da média *alfa-trimmed*, muito empregado no processamento de imagens e adotado para a remoção de ruídos e restauração de imagens (RESTREPO; BOVIK, 1988; ÖTEN; FIGUEIREDO, 2004). No caso do pré-processamento do ECG, é imprescindível que o filtro *alfa-trimmed* opere de modo diferente na região dos picos em relação ao restante do sinal. Esta necessidade justifica a utilização do filtro da média *alfa-trimmed* adaptativo.

Para identificar os picos do complexo QRS é utilizado um algoritmo simples de detecção de batimentos cardíacos (onda R), pois o objetivo não é detectar o pico da onda R e sim, a faixa de amostras que compreendem o pico, ou seja, onde este inicia e termina.

A combinação dos filtros morfológicos para a extração da linha de base e do filtro *alfa-trimmed* adaptativo para a remoção do ruído impulsivo, alcança os melhores resultados quando comparada aos demais métodos de pré-processamento do ECG. Não há distorção significativa do sinal e o ruído é satisfatoriamente eliminado, resultando em uma SNR superior a 25,55 dB.

O desempenho do método OMFAT para o pré-processamento do ECG pode ser comprovado pela análise das figuras e tabelas da Seção 5.1. Em especial, a Figura 5.5 mostra a análise espectral do sinal simulado, do sinal acrescido de ruído e dos resultados de diversos métodos de pré-processamento. Nesta figura, observa-se que o resultado obtido com o método OMFAT apresenta maior similaridade com o sinal simulado (sem ruído). Ainda sobre esta figura, cabe ressaltar que o simulador utilizado para geração do sinal sem ruídos (ECGSYN) gera um sinal que apresenta magnitude no domínio da frequência até 20Hz, a despeito da afirmação de que as ondas dos ECG chegam a ocupar a faixa de 25Hz (SAHAMBI et al., 1997).

Uma desvantagem do método OMFAT é sua ordem computacional. Os filtros digitais convencionais possuem  $O(n)$ , enquanto os filtros morfológicos por utilizarem operações de máximo e mínimo possuem  $O(m.n)$ , onde  $m$  é o tamanho do maior elemento estruturante utilizado. Assim, em alguns casos, os filtros morfológicos e, conseqüentemente, o OMFAT podem ser até 10 vezes mais lento que os filtros FIR e IIR. Em termos práticos, durante os testes <sup>2</sup>, o pré-processamento de registro de 10 minutos obtidos da base de dados do MIT-BIH e amostrados a 360Hz demanda cerca de 8,5 segundos; enquanto o pré-processamento de um registro com as mesmas característica através dos filtros convencionais (FIR e IIR) demanda, aproximadamente, 0,5 segundos.

Como para a identificação das ondas do ECG e classificação dos batimentos cardíacos são utilizadas as *wavelets* que são praticamente imunes ao ruído do sinal, o pré-processamento do sinal eletrocardiográfico tem como função produzir um ECG sem a presença de ruído para ser visualizado nas telas do NeoCard e, em alguns casos, para detecção da onda P.

## 6.2 Detecção das Características do ECG

As *wavelets* constituem um método robusto e eficaz para a detecção das ondas do ECG (KÖHLER et al., 2002).

---

<sup>2</sup>Nos testes foram executados em um computador com processador Pentium IV (Intel Inc.) de 3GHz, memória RAM de 512MB e capacidade de armazenamento de 120GB.

Apesar da existência de várias funções *wavelets*, a *wavelet*-mãe escolhida para o trabalho foi a primeira derivada da função gaussiana. Esta escolha baseia-se nos resultados obtidos por Li et al. (1995) , Sahambi et al. (1997) e Garcia (2005).

A interpolação do sinal para uma frequência de amostragem de cerca de 1kHz traz como desvantagem o maior gasto computacional, pois aumenta o número de amostras a serem processadas. Contudo, durante os testes, a TW aplicada ao sinal na frequência original (240Hz ou 360Hz), independente da escala utilizada, apresentava muitas falhas na detecção, principalmente para a demarcação do início e final das ondas.

A detecção dos batimentos cardíacos (picos das ondas R) pode ser validada comparando os resultados obtidos com as anotações providas nos arquivos do MIT-BIH. Alcançando uma sensibilidade de 99,94%. Este valor é compatível com os valores 98,8% e 99,8%, obtidos pelos métodos desenvolvidos por Sahambi et al. (1997) e Li et al. (1995), respectivamente.

Uma vez que os arquivos coletados de neonatos não foram validados para identificar as ondas P e T, e nem mesmo os arquivos de anotações dos registros do MIT-BIH fornecem tais informações, a quantificação do desempenho dos algoritmos desenvolvidos para a detecção destas ondas é realizada através da inspeção visual de alguns arquivos nos quais estas ondas estão bem caracterizadas. Como, sem a presença de um especialista, não há conhecimentos suficientes para delimitar o início e o final das ondas P e T, é utilizado como critério de detecção os picos destas ondas. Assim, os níveis de sensibilidade de 99,73% e 99,60% alcançados pelos algoritmos de detecção das ondas P e T, respectivamente, sugerem um bom desempenho destes algoritmos. Contudo, testes englobando mais arquivos e a detecção do início e final destas ondas devem ser realizados e validados, seguindo as anotações realizadas por um especialista.

Por julgar mais interessante a identificação do início e fim do complexo QRS, não foi implementada a detecção dos picos das ondas Q e S. Porém, quando estas ondas estão identificadas no ECG, a TW (transformada *wavelet*) do sinal as aponta como cruzamentos por zero, como ocorre nas demais ondas.

Apesar da eficiência das *wavelets* na detecção das ondas do ECG mesmo com altos níveis



de ruído, em raros casos, para a identificação da onda P pode ser necessário aplicar a TW no ECG filtrado. Este pré-processamento mostrou-se necessário quando a amplitude da onda P é comparada à amplitude do ruído impulsivo. Nos arquivos considerados para a validação do desempenho do algoritmo de detecção desta onda, este procedimento (eliminação dos ruídos) foi desnecessário.

Uma característica da TW importante para o trabalho é sua capacidade de prover informações sobre a morfologia das ondas do ECG. Neste trabalho, são utilizadas apenas informações sobre a morfologia do complexo QRS para a classificação dos batimentos cardíacos. Porém, as informações obtidas com a TW podem auxiliar no diagnóstico de anormalidades nos demais componentes do sinal. Esta característica da TW também motivou a opção por esta técnica para detecção das ondas do ECG em detrimento às técnicas convencionais que alcançam níveis similares de detecção e aplicam filtros e métodos matemáticos e estatísticos. Logo, uma vez calculada a TW pode ser empregada não só na detecção das ondas do ECG como também na sua classificação.

### 6.3 Análise e Classificação do ECG

Conforme descrito, as maiores diferenças entre o ECG de um paciente adulto e um paciente neonato estão relacionadas com a duração dos intervalos. Como a FC (frequência cardíaca) dos neonatos é superior a dos pacientes adultos, os intervalos e segmentos do ECG neonatal são menores.

A morfologia das ondas em algumas derivações, por sua vez, sofrem poucas alterações com a idade. Além disso, os critérios adotados para a caracterização das alterações nos batimentos cardíacos são os mesmos, independente da idade (SCHWARTZ et al., 2002).

Estes fatores possibilitam a divisão da interpretação do ECG em duas etapas.

Na primeira, são analisadas as arritmias relacionadas com o ritmo, cujos critérios para o diagnóstico diferem com a idade. Assim, são formuladas as regras de produção do sistema

especialista que além dos valores padrões considera a idade do paciente.

Já para a classificação dos batimentos cardíacos nas classes implementadas neste trabalho esta última informação é desnecessária.

Devido à falta de informações sobre a idade e o histórico dos pacientes neonatos cujos ECG foram coletados, não é possível validar o conjunto de regras adotado no SE para analisar os episódios de arritmias relacionadas com a duração dos intervalos e segmentos. No caso dos arquivos da base de dados do MIT-BIH, estas informações também não são disponibilizadas e os arquivos de anotações trazem apenas a classificação dos batimentos cardíacos. As regras foram então testadas, inserindo valores para os parâmetros analisados e avaliando o resultado obtido. Por exemplo, ao aplicar o valor para frequência cardíaca de 80 bpm e 2 dias a idade para o paciente, a resposta obtida é **bradicardia sinusal** conforme esperado. Os testes vislumbraram diversas combinações destes parâmetros e atenderam às expectativas, respondendo corretamente.

Em relação à RNA, quando é utilizada apenas uma camada intermediária, independente do número de neurônios<sup>3</sup>, apenas quando a constante de aprendizado é igual a 0,6 a rede converge e atinge o objetivo ( $MSE=0,0001$ ) antes do limite de 50.000 épocas. Já quando se utiliza duas camadas ocultas o objetivo é alcançado antes da época 10.000 para constante de aprendizado superior a 0,4. Em ambas topologias (com uma ou duas camadas intermediárias), com constante de aprendizado superior a 0,8 a rede neural não converge.

De forma resumida, a rede neural que obteve melhores resultados (mostrados na Seção 5.3) tem a seguinte topologia:

- Tipo da rede: multi-camadas direta;
- Tipo de treinamento: supervisionado;
- Algoritmo de treinamento: retropropagação do erro *backpropagation*;
- Função de ativação: função tangente hiperbólica, em todos neurônios;

---

<sup>3</sup>Os testem consideraram a camada intermediária com 15, 25, 50 e 75 neurônios.

- Número de neurônios na camada de entrada: 225;
- Camadas intermediárias: duas, com 25 e 9 neurônios, respectivamente;
- Número de neurônios na camada de saída: 3;
- Constante de aprendizado: 0,6.

Para determinar a resposta da rede é considerado o neurônio com maior valor de ativação desde que este valor seja superior a 0,7. Desta forma, se nenhum neurônio é ativado o batimento é classificado como **indeterminado**.

Como a validação da RNA considera batimentos extraídos de registros diferentes dos utilizados para o treinamento e batimentos cardíacos retirado de ECG coletados de neonatos, é evidenciada a capacidade de generalização da rede.

A principal limitação da RNA está relacionada à derivação do ECG utilizada para o treinamento e validação. Por ser a mais encontrada nos arquivos do MIT-BIH, a rede neural é implementada utilizando a derivação II. Contudo, considerando o desempenho alcançado pela RNA na classificação dos batimentos cardíacos na derivação II e nos ECG coletados de neonatos <sup>4</sup> (sensibilidade de 92,55% e especificidade de 99,71%), acredita-se que o sistema pode ser aprimorado para classificar os batimentos cardíacos registrados em diversas derivações, para isto há duas abordagens:

- Incluir no conjunto de treinamento da rede neural novos padrões para os batimentos normais e anormais de cada derivação;
- Implementar uma rede neural para a classificação dos batimentos cardíacos de cada derivação.

Destas abordagens, a segunda é a mais apropriada, pois o excesso de padrões no conjunto de treinamento que considera todas as derivações tornaria a rede neural super-treinada ou sem

---

<sup>4</sup>Não há informações sobre a derivação registrada nos arquivos de ECG neonatal coletados no Hospital Infantil Joana de Gusmão, mas possivelmente seja também a derivação II por ser uma das mais utilizadas.

capacidade de generalização, prejudicando seu desempenho na classificação dos batimentos cardíacos.

Embora não haja na literatura relatos da identificação dos batimentos cardíacos utilizando as classes adotadas neste trabalho, as RNA são muito empregadas nesta aplicação. Destacando os índices alcançados por: Acharya et al. (2004) com sensibilidade entre 80-85%<sup>5</sup>; Osowski e Linh (2001) cuja rede neural atinge uma eficiência de 96,06%; Ozbay et al (*in Press*) com sensibilidade de 98,9%. Cabe ressaltar que nos trabalhos citados, os batimentos cardíacos podem ser classificados em mais de 7 categorias.

---

<sup>5</sup>Neste trabalho é verificada a sensibilidade de identificação de cada classe separadamente, por isso a acuidade é dada por uma faixa de valores.

# Capítulo 7

## Conclusões

Para a elaboração do NeoCard foram estudadas diversas técnicas que normalmente são aplicadas para o processamento, a análise e a classificação do eletrocardiograma. Dentre estas técnicas foram aplicadas no trabalho: os filtros não lineares, a transformada *wavelet* e as redes neurais.

Para a utilização dos filtros não-lineares, além de todo estudo sobre as técnicas de pré-processamento, foi necessário desenvolver uma metodologia própria para obter o desempenho esperado nesta tarefa. Pois, as técnicas convencionais de filtragem e os filtros morfológicos não apresentam resultados satisfatórios para o pré-processamento do sinal, resultando em ineficiência na remoção do ruído impulsivo e atenuação dos complexos QRS do sinal, respectivamente. Assim, houve a necessidade de empregar um método mais robusto e eficaz para o pré-processamento do sinal de ECG, motivando o desenvolvimento de uma abordagem híbrida (denominada OMAFT) que aplica os filtros morfológicos para a extração da variação da linha de base e do ruído impulsivo (incluindo a interferência de rede elétrica).

Já as transformadas *wavelets* foram aplicadas com poucas alterações vista aos métodos relatados na literatura. Estas, além de apresentarem bons resultados na detecção das ondas do ECG, provêm informações sobre as características dos batimentos cardíacos que permitem sua aplicação também na classificação destes quanto à possíveis arritmias.

As redes neurais são conhecidas pela sua eficiência no reconhecimento de padrões. Sua aplicação no trabalho, justifica-se uma vez que a classificação dos batimentos cardíacos pode ser vislumbrada como a comparação de um batimento cardíaco com os padrões já coletados, verificando a qual destes padrões o batimento está relacionado.

O ponto crucial do trabalho foi o desenvolvimento de uma metodologia capaz de classificar e analisar o eletrocardiograma não só de neonatos ou adultos, mas de ambos. Este problema foi solucionado com a observação de que as arritmias relacionadas com a duração dos intervalos e segmentos estão diretamente ligadas à idade do paciente. Enquanto, as arritmias relacionadas com a morfologia das ondas do ECG sofrem pouca ou nenhuma influência deste fator. Assim, para as arritmias relacionadas com a duração dos intervalos, segmentos e ondas do ECG foi estabelecido um conjunto de regras que considera não só as características de duração destes componentes do eletrocardiograma, como também a idade do paciente. A classificação dos batimentos cardíacos, por sua vez, é realizada por redes neurais treinadas para indicar algumas anormalidades no complexo QRS.

Toda esta metodologia aplicada e desenvolvida somente traria benefícios concretos aos especialistas em cardiologia se fosse implementada em um sistema computacional que permitisse ao usuário manipular e analisar os sinais eletrocardiográficos registrados. Por isso, todos os métodos e algoritmos desenvolvidos foram implementados em uma linguagem computacional com recursos visuais e com funcionalidades para possibilitar a utilização do sistema NeoCard como uma ferramenta no acompanhamento de alterações eletrocardiográficas.

Por fim, houve a validação de cada etapa do sistema. A remoção dos principais ruídos que acometem o ECG foi avaliada não só visualmente, observando a diferença entre o sinal registrado e o sinal pré-processado, como também quantificando, através de métricas, o desempenho do método OMFAT quando adicionados diferentes níveis de ruído a um sinal simulado. O método OMFAT obteve bons resultados atingindo valores de relação sinal-ruído (SNR) superiores a 25dB. Avaliou-se o desempenho das *wavelets* na detecção das ondas do ECG confrontando os resultados obtidos com marcações apontadas pelos registros da base de dados de arritmias do MIT-BIH. Os valores para a sensibilidade da detecção

da onda P, dos batimentos cardíacos (complexo QRS) e da onda T atingiram os valores de 99,73%, 99,94% e 99,60%, respectivamente. A eficiência das redes neurais na classificação dos batimentos cardíacos foi avaliada considerando a análise de ECG de neonatos realizada por um especialista e as anotações dos registros da base de dados do MIT-BHI, atingindo sensibilidade de 92,55% e especificidade de 99,71%.

Assim, este trabalho apresenta o relato do desenvolvimento de um sistema computacional (NeoCard) capaz de processar, analisar e classificar o eletrocardiograma tanto de pacientes adultos como neonatos.

## 7.1 Trabalhos Futuros

Embora os principais objetivos tenham sido atendidos, há melhoras que podem ser realizadas no sistema para torná-lo mais funcional e confiável. Dentre as quais destacam-se:

- Realizar a validação, segundo as identificações realizadas por um especialista, da detecção das ondas P e T, considerando o início e o final destas. Esta validação também possibilitaria uma melhor análise dos algoritmos desenvolvidos para a detecção das ondas P e T, uma vez que estes foram validados somente em registros nos quais estas ondas são bem caracterizadas e permitem a inspeção visual;
- A implementação da detecção dos picos das ondas Q e S forneceria mais informações para o usuário e estas poderiam ser aplicadas para o diagnóstico de outras arritmias;
- Validar o conjunto de regras empregado na análise das arritmias relacionada com a duração dos intervalos utilizando alterações apontadas por um especialista;
- Treinar a RNA para a classificação de outros padrões de arritmias, como por exemplo a extra-sístole supraventricular;
- Implementar redes neurais artificiais para a classificação de anormalidades registradas na ondas P e T, como por exemplo, carência ou alta concentração de cálcio e potássio no organismo;

- Abranger a classificação dos batimentos cardíacos para todas as derivações, através da implementação de redes neurais para análise e classificação de cada derivação;
- Implementar um banco de dados para armazenar informações sobre os pacientes e sinais já processados, evitando a repetição dos procedimentos de processamento, análise e classificação de um registro de ECG já avaliado;
- Redigir um manual do sistema NeoCard, explicando passo a passo seu funcionamento. Assim, o usuário poderá facilmente utilizar o sistema, podendo até mesmo recorrer à opção de menu **Ajuda/Help** para esclarecer eventuais dúvidas.



# Apêndice A

## Indicadores de Desempenho do Sistema

Para avaliar, analisar e comparar a eficiência e robustez do NeoCard é indispensável o uso de indicadores que quantifiquem os resultados obtidos. Ao longo do texto estes indicadores são empregados de duas maneiras diferentes.

Primeiramente, as comparações dos resultados obtidos, na área de processamento digital de sinais, aplica métricas para avaliar a eficiência de métodos de filtragem de sinais. As mais empregadas são (CHU; DELP, 1989; SUN et al., 2003):

- A Raiz Quadrada dos Quadrados das Diferenças entre os Sinais (RMSD - *Root Mean Square Difference*), definida pela equação (A.1):

$$RMSD(s_1, s_2) = \sqrt{\frac{1}{L} \cdot \sum_{l=1}^L |s_1(l) - s_2(l)|^2} \quad (A.1)$$

onde  $L$  é o número de amostras dos sinais a serem comparados ( $s_1$  e  $s_2$ ).

- A Relação Sinal Ruído (SNR - *Signal-to-Noise Ratio*), definida pela equação (A.2) e denotada em decibéis (dB).

$$SNR = 20 \cdot \log \left( \frac{S_p}{N_p} \right) \quad (A.2)$$

onde  $S$  é o sinal,  $N$  é o ruído e  $X_p$  é definido como (equação (A.3)):

$$X_p = \sum_{l=1}^L (X(l) - \mu_x)^2 \quad (\text{A.3})$$

onde  $\mu_x$  é a média do sinal  $X$ .

Continuando os esclarecimentos sobre os critérios adotados para a avaliação do sistema, quando se trata da análise da capacidade do sistema prever diagnósticos ou realizar detecções, a resposta do sistema deve ser confrontada com a resposta fornecida por um dito padrão-ouro<sup>1</sup>, podendo ser dividida 4 categorias:

- Verdadeiro Positivo: quando a resposta dada pelo sistema acusa verdadeiro para um caso em que realmente a resposta é verdadeira. Ou seja, considerando a avaliação de um sistema cujo objetivo é prever se determinado batimento cardíaco sofre alguma anormalidade, um resultado **verdadeiro positivo** indica a correta classificação de um batimento anormal por parte do sistema;
- Verdadeiro Negativo: tanto o sistema como o padrão-ouro acusam resposta negativa para uma dada situação. Ao considerar o mesmo exemplo, neste caso o sistema não identificaria como anormal um batimento normal;
- Falso Positivo: o sistema acusa uma resposta afirmativa que não procede com o padrão-ouro. Um resultado **falso positivo** é indicado quando o sistema classifica um batimento como anormal quando, na verdade, este batimento cardíaco é normal;
- Falso Negativo: o sistema não acusa uma situação comprovadamente verdadeira. Neste caso, o sistema classifica não classifica um batimento anormal como tal.

Com estes conceitos são definidos 4 indicadores utilizados para a comparação de desempenho de sistemas, conforme definidos a seguir:

<sup>1</sup>No caso de sistemas para o auxílio na obtenção de diagnóstico, o padrão-ouro é fornecido por um especialista na área em questão ou por resultados de exames clínicos.

- Sensibilidade: medida de acuidade dada pela equação (A.4) que aplicada para a avaliação do sistema dos exemplos representa a capacidade deste sistema na identificação de batimentos anormais;

$$Sensibilidade(\%) = \frac{Verdadeiros\_positivos}{Verdadeiros\_positivos + Falsos\_negativos} \times 100 \quad (A.4)$$

- Especificidade: medida de acuidade definida pela equação (A.5) que determina a capacidade do sistema em identificar os batimentos normais;

$$Especificidade(\%) = \frac{Verdadeiros\_negativos}{Verdadeiros\_negativos + Falsos\_positivos} \times 100 \quad (A.5)$$

- Valor Preditivo Positivo (VPP): determina a probabilidade de uma situação verdadeira ser classificada como tal, sendo descrito pela equação (A.6);

$$VPP(\%) = \frac{Verdadeiros\_positivos}{Verdadeiros\_positivos + Falsos\_positivos} \times 100 \quad (A.6)$$

- Valor Preditivo Negativo (VPN): reflete a probabilidade de um evento falso ser corretamente classificado como tal, definido pela equação (A.7);

$$VPN(\%) = \frac{Verdadeiros\_negativos}{Verdadeiros\_negativos + Falsos\_negativos} \times 100 \quad (A.7)$$

# Referências Bibliográficas

ACHARYA, R. U.; KUMAR, A.; BHAT, P. S.; LIM, C. M.; IYENGAR, S. S.; KANNATHAL, N.; KRISHNAN, S. M. Classification of Cardiac Abnormalities Using Heart Rate Signals. *Medical & Biological Engineering & Computing*, v. 42, p. 288–293, 2004.

ADDISON, P. S. Wavelet Transforms and the ECG: a Review. *Physiological Measurement*, v. 25, p. R155–R199, 2005.

AFONSO, V. X.; TOMPKINS, W. J.; NGUYEN, T. Q.; LUO, S. ECG Beat Detection Using Filter Banks. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, v. 46, n. 2, p. 192–202, 1999.

BARRETO, J. M. *Inteligência Artificial no Limiar do Século XXI*. 3a. ed. Florianópolis: [s.n.], 2001.

BENATAR, A.; DECRAENE, T. Comparison of Formulae for Heart Rate Correction of QT Interval in Exercise ECG's from Healthy Children. *Heart*, v. 86, p. 199–202, 2001.

BORTOLAN, G.; BROHET, C.; FUSARO, S. Possibilities of Using Neural Networks for ECG Classification. *Journal of Electrocardiology*, v. 29, p. 10–16, 1996.

BRASIL, L. M.; AZEVEDO, F. M. D.; BARRETO, J. M. Hybrid Expert System for Decision Supporting in the Medical Area: Complexity and Cognitive Computing. *International Journal of Medical Informatics*, v. 63, p. 19–30, 2001.

BRAUNWALD, E.; ZIPES, D. P.; LIBBY, P. *Heart Disease - A Textbook of Cardiovascular Medicine*. 5a. ed. Philadelphia: W.B. Saunders, 1997.

BROHET, C.; DERWAEL, C.; FESLER, R. Automated ECG Diagnosis of Atrial Flutter by Means of Wavelet Transform. In: *Proc. Computers in Cardiology*. [S.l.]: IEEE Computer Society Press, 1994. p. 773–776.

BRUGADA, P.; BRUGADA, J. Right Bundle Branch Block, Persistent ST Segment Elevation and Sudden Cardiac Death: a Distinct Clinical and Electrocardiographic Syndrome: a Multicenter Report. *Journal Am. Coll. Cardiol.*, v. 20, p. 1391–1396, 1992.

BRUGADA, R.; HONG, K.; CORDEIRO, J. M.; DUMAINE, R. Short QT Syndrome. *Canadian Medical Association Journal*, v. 173, n. 11, p. 1349–1354, 2005.

CHAZAL, P.; O'DWYER, M.; REILLY, R. B. Automatic Classification of Heartbeats Using Morphology and Heartbeat Interval Features. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 51, n. 7, p. 1196–1205, 2004.

CHAZAL, P. D.; REILLY, R. B.; MCDARBY, G.; CELLER, B. Classification of the Electrocardiogram Using Selected Wavelet Coefficients and Linear Discriminants. In: *IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing*. [S.l.: s.n.], 2000. p. 3590–3593.

CHU, C. H.; DELP, E. J. Impulsive Noise Suppression and Background Normalization of Electrocardiogram Signals Using Morphological Operators. *IEEE Trans. Biom. Eng.*, v. 36, n. 2, p. 262–273, 1989.

CHU, C. H.; DELP, E. J. Nonlinear Methods in Electrocardiogram Signal Processing. *Journal of Electrocardiology*, v. 23, p. 192–197, 1990.

DOKUR, Z.; ÖLMEZ, T. ECG Beat Classification by a Novel Hybrid Neural Network. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, v. 66, p. 167–181, 2001.

FRIESEN, G. M.; JANNETT, T. C.; JADALLAH, M. A.; YATES, S. L.; QUINT, S. R.; NAGLE, H. T. A Comparison of the Noise Sensitivity of Nine QRS Detection Algorithms. *IEEE Trans. Biom. Eng.*, v. 37, n. 1, p. 85–98, 1990.

- GARCIA, E. V. *Processamento de Sinais Usando Wavelets para a Caracterização da Repolarização Ventricular durante Hipoglicemia*. Tese (Doutorado) — Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina, 2005.
- GARDUNO-JUAREZ, R.; MORALES, L. B. A Genetic Algorithm with Conformational Memories for Structure Prediction of Polypeptides. *Journal of Biomolecular Structure and Dynamics*, v. 21, n. 1, p. 65–87, 2003.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. *Processamento de Imagens Digitais*. São Paulo: Edgard Blücher, 2000.
- GRIFFIN, P. M.; MOORMAN, J. R. Toward the Early Diagnosis of Neonatal Sepsis and Sepsis-like Illness Using Novel Heart Rate Analysis. *Pediatrics*, v. 107, p. 1329–1344, 2001.
- GRIFFIN, P. M.; O'SHEA, M. T.; BISSONETTE, E. A.; HARRELL, F. E.; LAKE, D. E.; MOORMAN, J. R. Abnormal Heart Rate Characteristics Preceding Neonatal Sepsis and Sepsis-like Illness. *Pediatric Research*, v. 53, n. 6, p. 1329–1344, 2003.
- GRIFFIN, P. M.; O'SHEA, M. T.; BISSONETTE, E. A.; HARRELL, F. E.; LAKE, D. E.; MOORMAN, J. R. Abnormal Heart Rate Characteristics Are Associated with Neonatal Mortality. *Pediatric Research*, v. 55, n. 5, p. 782–788, 2004.
- GROOTE, K. D.; SUYS, B.; DELLECK, A.; WOLF, D.; MATTHYS, D.; OVERMEIRE, B. V. How Accurately Can QT Interval Be Measured in Newborn Infants. *European Journal of Pediatrics*, v. 162, p. 875–879, 2003.
- GUIMARÃES, J. I. Diretriz de Interpretação de Eletrocardiograma de Repouso. *Arquivo Brasileiro de Cardiologia*, v. 80, p. 1–17, 2003.
- HAYKIN, S. *Redes Neurais: Princípios e Prática*. Porto Alegre: Bookman, 2001.
- HILL, T.; LUNDGREN, A.; FREDRIKSSON, R.; SCHIOTH, H. B. Genetic Algorithm for Large-Scale Maximum Parsimony Phylogenetic Analysis of Proteins. *Biochimica et Biophysica Acta*, v. 1725, n. 1, p. 19–29, 2005.

HOFFMAN, T. M.; G, W.; WIEAND, T. S.; COHEN, M. I.; VETTER, V. L.; GODINEZ, R. I.; GAYNOR, J. W.; SPRAY, T. L.; RHODES, L. A. The Incidence of Arrhythmias in a Pediatric Cardiac Intensive Care Unit. *Pediatric Cardiology*, v. 23, p. 598–604, 2002.

HOSSEINI, H. G.; LUO, D.; J, R. K. The Comparison of Different Feed Forward Neural Network Architectures for ECG Signal Diagnosis. *Medical Engineering & Physics*, In Press.

HU, Y. H.; TOMPKINS, W. J.; URRUSTI, J. L.; AFONSO, V. X. Applications of Artificial Neural Network for ECG Signal Detection and Classification. *Journal of Electrocardiology*, v. 26, p. 66–73, 1993.

KADAMBE, S.; MURRAY, R.; BOUDREAUX-BARTELS, F. Wavelet Transform-Based QRS Complex Detector. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, v. 46, n. 7, p. 838–848, 1999.

KÖHLER, B.; HENNING, C.; ORGLMEISTER, R. The Principles of Software QRS Detection. *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, v. 21, n. 1, p. 42–57, 2002.

LESKI, J. M. Robust Weighted Averaging. *IEEE Trans. Biom. Eng.*, v. 49, n. 8, p. 796–804, 2002.

LI, C.; ZHENG, C.; TAI, C. Detection of ECG Characteristic Points Using Wavelet Transforms. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, v. 42, n. 1, p. 21–28, 1995.

MALMIVUO, J.; PLONSEY, R. *Bioelectromagnetism - Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields*. New York: Oxford University Press, 1995.

MARAGOS, P.; SCHAFER, R. W. Morphological Filters - Part 1: Their Set-Theoretic Analysis and Relations to Linear Shift-Invariant Filters. *IEEE Trans. Acoust. Speech.*, v. 36, p. 1153–1169, 1987.

MCSHARRY, P. E.; CLIFFORD, G. D.; TARASSENKO, L.; SMITH, L. A Dynamical Model for Generating Synthetic Electrocardiogram Signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 50, n. 3, p. 289–294, 2003.

MEREDITH, C.; EDWORTHY, J. Are There too many Alarms in the Intensive Care Unit? An Overview of the Problems. *Journal of Advanced Nursing*, v. 21, n. 1, p. 15–20, 1995.

MICHAELIS, M.; PERZ, S.; BLACK, C.; SOMMER, G. Detection and Classification of P Waves Using Gabor Wavelets. In: *Proc. Computers in Cardiology*. [S.l.]: IEEE Computer Society Press, 1993. p. 531–534.

MOWERY, B.; SUDDABY, E. C. ECG Interpretation: What Is Different in Children? *Pediatric Nursing*, v. 27, n. 3, p. 227–231, 2001.

OBERLI, C.; URZUA, J.; SAEZ, C.; GUARINI, M.; CIPRIANIO, A.; GARAYAR, B.; LEMA, G.; SACCO, C.; IRARRAZAVAL, M. An Expert System for Monitor Alarm Integration. *Journal of Clinical Monitoring and Computing*, v. 15, n. 1, p. 29–35, 1999.

OS, H. V.; STAM, P.; VISSER, R. G.; ECK, H. J. V. Record: A Novel Method for Ordering Loci on a Genetic Linkage Map. *Theoretical and Applied Genetics*, In Press, p. 1–11, 2005.

ÖTEN, R.; FIGUEIREDO, R. J. P. Adaptive Alpha-trimmed Mean Filters under Deviations from Assumed Noise Model. *IEEE Trans. on Image Processing*, v. 13, n. 5, p. 627–639, 2004.

OZBAY, Y.; CEYLAN, R.; KARLIK, B. A Fuzzy Clustering Neural Network Architecture for Classification of ECG Arrhythmias. *Computers in Biology and Medicine*, In Press.

PAHLM, O.; SORNMO, L. Data Processing of Exercise ECGs. *IEEE Trans. Biom. Eng.*, v. 32, p. 708–713, 1985.

PALODETO, V.; MARQUES, J. L. B. ECG Noise Suppression Using Morphological Operators and Alpha-Trimmed Mean Filtering. In: PROCEEDINGS OF IFMBE (INTERNATIONAL FEDERATION FOR MEDICAL AND BIOLOGICAL ENGINEERING). Prague, 2005. v. 11.

POLI, R.; CAGNONI, S.; VALLI, G. Genetic Desing of Optimum Linear and Nonlinear QRS Detectors. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, v. 42, p. 1137–1141, 1995.



- PRIORI, S. G.; NAPOLITANO, C.; GIORDANO, U.; G, C.; MEMMI, M. Brugada Syndrome and Sudden Cardiac Death in Children. *Lancet*, v. 355, p. 808–809, 2004.
- RESTREPO, A.; BOVIK, A. C. Adaptive Trimmed Mean Filters for Image Restoration. *IEEE Trans. on Acoustics Speech. and Signal Processing*, v. 36, n. 8, p. 1326–1337, 1988.
- RIOUL, O.; VETTERLI, M. *Signal Processing Technology and Applications*. New York: IEEE Technology Updates Series, 1995. 85-109 p.
- SADEH, D.; SHANNON, D.; ABBOUD, S.; SAUL, P.; AKSELROD, S.; J, C. R. Altered Cardiac Repolarization in some Victims of Sudden Infant Death Syndrome. *The New England Journal of Medicine*, v. 317, n. 24, p. 1501–1505, 1987.
- SAHAMBI, J. S.; TANDON, S. N.; BHATT, R. K. P. Using Wavelet Transforms for ECG Characterization. An On-line Digital Signal Processing System. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, v. 16, n. 1, p. 77–83, 1997.
- SANATANI, S.; MAHKSEED, N.; VALLANCE, H.; BRUGADA, R. The Brugada ECG Pattern in a Neonate. *Journal of Cardiovascular Electrophysiology*, v. 16, n. 3, p. 342–344, 2005.
- SCHWARTZ, P. J.; GARSON, A.; PAUL, T.; STRAMBA-BADIALE, M.; VETTER, V. L.; WREN, C. Guidelines for the Interpretation of the Neonatal Electrocardiogram. A Task Force of the European Society of Cardiology. *European Heart Journal*, v. 23, n. 17, p. 1329–1344, 2002.
- SCHWARTZ, P. J.; STRAMBA-BADIALE, M.; SEGANTINI, A.; AUSTONI, A.; BOSI, G.; GIORGETTI, R.; PERTICONE, F.; ROSTI, D.; SALICE, P. Prolongation of the QT Interval and the Sudden Infant Death Syndrome. *The New England Journal of Medicine*, v. 338, p. 1709–1714, 1998.
- SENHADJI, L.; WANG, F.; HERNANDEZ, A. I.; CARRAULT, G. Wavelets Extrema Representation for QRS-T Cancellation and P Wave Detection. *Computers in Cardiology*, v. 40, p. 29–37, 2002.

SERRA, J. *Image Analysis and Mathematical Morphology*. New York: Academic Press, 1982.

SHEGOG, R.; BARTHOLOMEW, L. K.; CZYZEWSKI, D. I.; CRAVER, J.; PILNEY, S.; MULLEN, P. D.; FERNANDEZ, M.; ABRAMSON, S. L. Development of an Expert System Knowledge Base: A Novel Approach to Promote Guideline Congruent Asthma Care. *Journal of Asthma*, v. 41, n. 4, p. 385–402, 2004.

SHENG, Y. *The Transforms and Applications Handbook*. Boca Raton, Flórida: CRC Press and IEEE Press, 1999.

SHYU, L. Y.; WU, Y. H.; HU, W. An Introduction to Wavelets. *IEEE Computational Sciences and Engineering*, v. 2, n. 2, p. 50–61, 1995.

SHYU, L. Y.; WU, Y. H.; HU, W. Using Wavelet Transform and Fuzzy Neural Network for VPC Detection from the Holter ECG. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, v. 51, n. 7, p. 1269–1273, 2004.

SILIPO, R.; MARCHESI, C. Artificial Neural Networks for Automatic ECG Analysis. *IEEE Transaction on Signal Processing*, v. 46, n. 5, p. 1417–14725, 1998.

SKINNER, J. R. Is There a Relation Between SIDS and Long QT Syndrome? *Archives of Disease in Childhood*, v. 90, p. 445–449, 2005.

SUN, P.; WU, Q. H.; WEINDLING, A. M.; FINKELSTEINS, A.; IBRAHIM, K. An Improved Morphological Approach to Background Normalization of ECG Signals. *IEEE Trans. Biom. Eng.*, v. 50, n. 1, p. 117–121, 2003.

SUN, Y.; CHAN, K. L.; KRISHNAN, S. M. ECG Signal Conditioning by Morphological Filtering. *Computers in Biology and Medicine*, v. 32, p. 465–479, 2002.

SUPPAPPOLA, S.; SUN, Y. Nonlinear Transforms of ECG Signals for Digital QRS Detection: A Quantitative Analysis. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, v. 41, n. 4, p. 397–400, 1994.

TANEL, R. E.; RHODES, L. A. Fetal and Neonatal Arrhythmias. *Pediatric Cardiology*, v. 28, n. 1, p. 187–207, 2001.

TIPPLE, M. Interpretation of Electrocardiograms in Infants and Children. *Images in Paediatric Cardiology*, v. 1, p. 3:13, 1999.

TRAHANIAS, P. E. An Approach to QRS Complex Detection Using Mathematical Morphology. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, v. 40, n. 2, p. 201–205, 1993.

TSIEN, C. L.; FACKLER, J. C. Poor Prognosis for Existing Monitors in the Intensive Care Unit. *Critical Care Medicine*, v. 25, n. 4, p. 614–619, 1997.

TSIPOURAS, M. G.; FOTIADIS, D. I.; SIDERIS, D. An Arrhythmia Classification System Based on the RR-Interval Signal. *Artificial Intelligence in Medicine*, v. 33, p. 237–250, 2005.

VARGO, L. The Basis of Neonatal EKG Interpretation. *Neonatal Network*, v. 17, n. 8, p. 7–16, 1998.

VRHEL, M. J.; LEE, C.; UNSER, M. Rapid Computation of the Continuous Wavelet Transform by Oblique Projections. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 45, n. 4, p. 891–900, 1997.